



Etude de la synergie des observations satellites pour la caractérisation du manteau neigeux

Emmanuel Cordisco

► To cite this version:

Emmanuel Cordisco. Etude de la synergie des observations satellites pour la caractérisation du manteau neigeux. Géophysique [physics.geo-ph]. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2005. Français. NNT: . tel-00089376

HAL Id: tel-00089376

<https://theses.hal.science/tel-00089376>

Submitted on 18 Aug 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



U.F.R. de Physique
Spécialité : Électronique et Sciences de l'Univers

ÉTUDE DE LA SYNERGIE DES OBSERVATIONS SATELLITES POUR LA CARACTÉRISATION DU MANTEAU NEIGEUX

THÈSE DE DOCTORAT

pour l'obtention du titre de

DOCTEUR ÈS SCIENCES DE L'UNIVERSITÉ PARIS VI

présentée le 4 novembre 2005 par

Emmanuel CORDISCO

JURY

Patrick Boissé	Président	Université Paris 6
Frédérique Rémy	Rapporteur	LEGOS
Michel Fily	Rapporteur	LGGE
Catherine Prigent	co-Directrice de thèse	Observatoire de Paris
Filipe Aires	co-Directeur de thèse	LMD
Hervé Jeanjean	Examineur	CNES
Nelly Mognard	Invitée	CESBIO
Jean-Marc Goutoule	Invité	EADS
Hervé Douville	Invité	Météo-France

Thèse préparée au Laboratoire d'Étude du Rayonnement et de la Matière en Astrophysique
Observatoire de Paris

Aux intéressés,

Et à Simone N. (Haute-Vienne), qui se demandait à juste titre
“Mais où va le blanc de la neige quand elle fond ?”
d’après F. Rollin

Tout au long de ces années de thèse, ma route a croisé des personnes qui à différents niveaux m'ont permis d'aller de l'avant.

En effet, ces travaux se plaçaient dans un domaine dont j'étais peu familier et leur présence a été rassurante et motivante. Je tiens donc à remercier chaleureusement Catherine Prigent et Filipe Aires, mes directeurs, dont l'accompagnement a été bénéfique. Leur présence a été l'occasion de découvrir deux visions en partie complémentaires, d'un travail de recherche tel que celui-ci. D'ailleurs celui-ci n'aurait pas été possible sans l'appui financier conjoint du CNES et d'EADS.

Je tiens également à remercier Patrick Boissé, qui a su se montrer présent lorsque la motivation venait à manquer. Car en commençant ces travaux, je ne savais pas encore exactement à quoi j'allais être confronté. Mais j'ai su gardé précieusement un e-mail d'encouragement de Pierre Encrenaz quelques jours avant de me lancer dans cette aventure ! Merci, Pierre.

L'une des principales difficultés rencontrées était liée à la spécificité du domaine d'étude choisi. En effet, la communauté géophysicienne est on ne peut plus limitée au sein de l'Observatoire. Les discussions propres à mes travaux s'inscrivant dans un cadre informel étaient, pour ainsi dire, réduites au minimum. Néanmoins, cela a aussi été l'occasion de croiser les techniques avec la communauté astrophysicienne. Pour leur aide et les conversations instructives, je tiens à remercier mes amis de l'Observatoire de Paris : Gilles, Philippe, Frédérique, Ivan et Simon, ceux de l'IAP : Raphaël et Esther, ceux de Meudon : Daniel, Stéfan et David, ceux de l'IAS : Jérémie et Sébastien ainsi que Fabrice du CNES, le seul à travailler sur un sujet proche du mien (mais, ô ironie, à Toulouse!).

Un grand merci aussi aux rapporteurs Frédérique Rémy et Michel Fily qui ont fait preuve de patience dans l'attente de ce manuscrit.

Enfin, je tiens à remercier de tout cœur, pêle-mêle, ceux qui ont contribué plus ou moins directement à réaliser aussi bien que possible ce projet : Hervé Jeanjean, Ross Brown, Joëlle, Lucien, Annick, Bruno, François, Mile, Judith, ma famille et indiscutablement Karine pour ces longs mois où de nombreuses concessions ont été faites.

Table des matières

1	Physique des micro-ondes dans la neige	19
1.1	Transfert radiatif dans l'atmosphère et à la surface	19
1.1.1	le spectre atmosphérique	19
1.1.2	l'équation de transfert radiatif en micro-onde, notion d'émissivité	21
1.2	Transfert radiatif des micro-ondes dans le manteau neigeux	26
1.2.1	généralités	26
1.2.2	modéliser pour comprendre	28
2	Les données satellites micro-ondes	37
2.1	Les observations micro-ondes depuis des satellites	37
2.1.1	rappel sur les satellites	37
2.1.2	les sondeurs verticaux	38
2.1.3	les imageurs	39
2.2	L'instrument SSM/I	40
2.2.1	les caractéristiques techniques du radiomètre SSM/I	40
2.2.2	performances du radiomètre	43
2.3	Détermination des émissivités micro-ondes	43
2.3.1	méthode de calcul	43
2.3.2	incertitudes sur les émissivités calculées	46
3	Données <i>in situ</i> et données auxiliaires	51
3.1	Les données <i>in situ</i> utilisées	51
3.1.1	l'épaisseur des manteaux neigeux	52
3.1.2	l'équivalent en eau liquide	53

3.2	Données de modèle de circulation générale	56
3.2.1	le modèle ISBA	56
3.2.2	les épaisseurs de neige modélisées	57
3.3	Autres données satellites	59
3.3.1	les réflectances visible et proche infra-rouge	59
3.3.2	les rétro-diffusions micro-ondes	60
3.4	Données géographiques et climatiques	63
3.4.1	la topographie	63
3.4.2	classification de la végétation	63
3.4.3	classification de la neige	66
4	Analyse de la variabilité des observations	69
4.1	Variabilité spatiale et temporelle des observations satellites	69
4.2	L'influence de la végétation	75
4.3	L'influence du métamorphisme	77
5	Estimation du contenu en eau du manteau neigeux	83
5.1	Variables du manteau et observations satellites considérées	84
5.2	Relations entre les observations et les épaisseurs de neige	86
5.2.1	relations générales	86
5.2.2	restriction des influences géographiques et temporelles	90
5.3	Suppression de la variabilité locale	95
5.3.1	le centrage et la normalisation	95
5.3.2	variabilité inter-annuelle des statistiques locales	100
5.3.3	variabilité géographique des statistiques locales	101
5.4	Extension spatiale des statistiques locales	103
5.4.1	interpolation et interpolation statistique	103
5.4.2	apport d'un modèle de surface	108
5.5	Algorithmes d'inversion	125
5.5.1	régression linéaire et multilinéaire	125
5.5.2	réseaux de neurones artificiels	126

5.6	Inversion de l'épaisseur de neige par RNA	127
5.6.1	les bases d'apprentissage et de généralisation	127
5.6.2	l'apprentissage	128
5.6.3	étude du contenu en information des observations satellites	130
5.6.4	qualité de la restitution	131
5.6.5	analyse des épaisseurs inversées	134
6	Classification de la neige	141
6.1	Description de l'algorithme de classification : Kohonen	142
6.2	Base de données	143
6.3	Analyse des résultats	145
A	Publication en cours	163
B	Le comportement du sol	193
B.1	rugosité d'échelle	193
B.2	modèle de lissage par enneigement	194
B.3	modèle de tassement	194
C	La méthode de l'ACP	197
D	Les fonctions de corrélations	201
E	Les logiciels utilisés	203

Introduction

Le rôle du manteau neigeux sur le climat, la météorologie et le bilan hydrique

La surface couverte par le manteau neigeux dans l'hémisphère nord s'étend de près de 4.10^6 km^2 lors de son minimum en août, à près de 47.10^6 km^2 lors de son maximum en janvier (*Robinson et al.* (1993)). La figure 1 présente l'amplitude de ce phénomène.

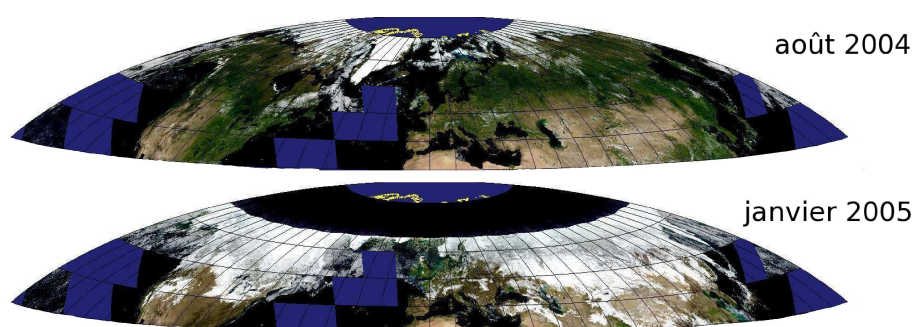


FIG. 1: Images MODIS présentant l'allure de la couverture neigeuse dans l'hémisphère Nord à son minimum en août (en haut) et à son maximum en janvier (en bas).

En raison de son albédo élevé, la couverture neigeuse est un facteur important, influant fortement sur la quantité de rayonnement solaire absorbé par la Terre. Une couche peu profonde de neige peut faire passer l'albédo d'un sol nu de 0,2 à 0,8. Une diminution de la couverture neigeuse provoquée par un réchauffement climatique aurait pour conséquence une plus grande absorption du rayonnement solaire, qui à nouveau entraînerait la fonte de plus de neige, induisant, de fait, une rétroaction positive sur le climat. Par conséquent, les composantes cryosphériques du climat sont considérées comme des indicateurs très sensibles du changement climatique.

La couverture neigeuse interagit également avec les masses d'air au-dessus et les modifie, influençant considérablement la circulation atmosphérique, non seulement dans les régions boréales mais également aux moyennes latitudes. Ceci rend très important l'assimilation des observations atmosphériques des régions polaires dans les modèles numériques de prévision de temps. Non seulement la couverture de neige mais aussi sa profondeur, son albédo et d'autres caractéristiques thermiques sont importantes dans l'interaction avec l'atmosphère (*Gong et al.* (2004)).

De plus, la neige est une source importante d'eau dans les régions nordiques, avec un grand

impact sur le budget hydrologique global. L'eau sous forme de neige ou de glace représente 80% de toute l'eau douce sur Terre. La fonte des neiges est la source principale d'eau des fleuves et des nappes souterraines aux latitudes moyennes et boréales. Un exemple : dans l'état du Colorado, 70% de l'eau vient de la fonte de la neige. La neige constitue un réservoir dynamique d'eau douce qui stocke la précipitation et retarde son effet. *Sud and Mocko (1999)* insistent sur l'influence des processus de fonte sur l'humidité du sol dans les modèles climatiques des surfaces continentales. Par ailleurs, la modification de la distribution géographique de la neige influence la répartition de l'eau douce dans les océans. Cette répartition conditionne la salinité de l'eau et donc sa densité. En changeant sa densité, certains modèles prévoient une altération des courants thermiques des océans à l'échelle globale entraînant des perturbations climatiques (*tapis roulant océanique, Huang (1999)*).

Bref rappel sur les caractéristiques physiques du manteau neigeux

La neige est un milieu complexe formé d'un mélange d'air et d'eau, caractérisé par une grande variabilité spatiale et temporelle (*Frei and Robinson (1999)*). Le manteau neigeux peut se composer de plusieurs couches ayant différentes densités et différentes distributions de tailles de cristaux (fig. 2). Les propriétés de ces couches reflètent l'histoire du manteau et sont liées entre autres à la température, à l'altitude, à la végétation, au relief de la région.

La forme des cristaux dépend des conditions atmosphériques au moment de la chute et ces conditions étant rarement constantes, le manteau neigeux est une superposition de strates. Ces couches ne présentent pas toutes la même cohésion. En effet, selon la nature des grains, la cohésion peut être faible - cohésion de *feutrage*, par l'enchevêtrement des dendrites des cristaux - à plus forte avec les cohésions de *frittage* et *capillaire* (caractérisées par des ponts de glace ou liquide entre les grains), voire très forte lorsqu'après avoir fondu, l'eau regèle et assure une cohésion de *re-gel*. Ainsi, les effets météorologiques causés entre autres, par les particularités géographiques (relief, végétation, *etc.*) transforment la neige du manteau. Entre le moment où il apparaît en début de saison hivernale et sa fonte au printemps, le manteau subit de nombreuses transformations, c'est le *métamorphisme*.

Ce métamorphisme résulte de plusieurs facteurs mécaniques tels que le vent, les précipitations, la compression, et thermodynamiques tels que le bilan radiatif de surface.

Les facteurs mécaniques provoquent des transformations rapides (en quelques heures) et dont l'efficacité dépend de la forme des cristaux : les structures en étoiles sont plus fragiles que celles en grains ronds. La compression générée par le dépôt des nouvelles chutes de neige entraîne une augmentation de la masse volumique. Par ailleurs, cela renforce la cohésion entre les grains avec la présence de ponts de glace (cohésion de frittage).

Le métamorphisme d'origine thermique est plus lent (quelques jours) et dépend de la surface

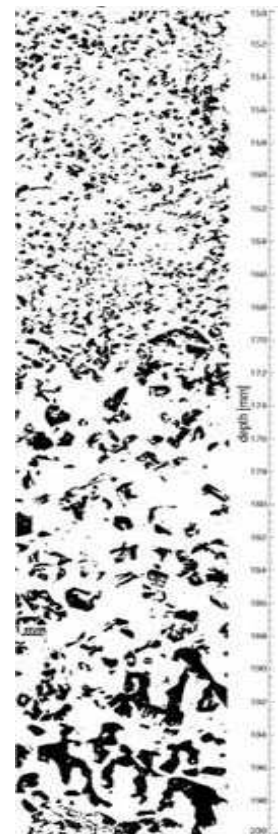


FIG. 2: Coupe verticale du manteau neigeux mettant en évidence la variabilité interne du manteau.

d'échange glace/vapeur des cristaux ainsi que du gradient vertical de température dans le manteau. La surface d'échange dépend à son tour de la courbure des cristaux, et lorsque deux cristaux voisins présentent des courbures différentes, la courbure la plus forte est le siège d'une sublimation au profit de la courbure plus faible (effet de pointe). Les angles vifs tendent donc à disparaître. Par ailleurs, le gradient thermique agit directement sur la vitesse de transformation et la forme des grains. Ce gradient trouve son origine dans les différences d'isolation thermique des couches, selon leur contenu en air. Un faible gradient ($<5^{\circ}\text{C.m}^{-1}$) est dominé par l'effet de courbure et les grains s'arrondissent, tandis qu'un gradient fort ($>20^{\circ}\text{C.m}^{-1}$) favorise beaucoup les processus de sublimation et de condensation solide. En effet, les petits grains ayant un rapport surface sur volume élevé se subliment au profit des gros cristaux. Les forts gradients thermiques sont donc à l'origine de la formation de grandes structures cristallines telles que le *givre de profondeur*.

Le manteau neigeux apparaît donc comme le siège de nombreux processus qui conditionnent sa structure, avec une grande variabilité spatiale et temporelle, selon les environnements et leur évolution.

Comment mesurer les caractéristiques de la neige à grande échelle ?

Malheureusement, les mesures conventionnelles du manteau neigeux dans des régions polaires sont éparées.

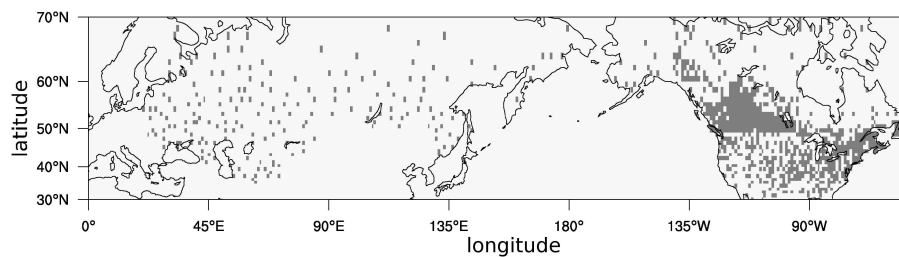


FIG. 3: Répartition des points à disposition pour la mesure de l'épaisseur du manteau neigeux.

Près de 2 800 stations (fig. 3) assuraient jusqu'au milieu des années 90 un relevé rigoureux de l'épaisseur du manteau neigeux ainsi qu'éventuellement d'autres paramètres, tels que l'équivalent en eau liquide, la température de l'air (*cf.* Section 3.1). Toutefois, la répartition des stations de mesure n'est pas suffisamment homogène pour permettre une observation globale non-biaisée. Dans l'ex-URSS, les relevés sont aujourd'hui moins nombreux.

Ceci limite les possibilités d'étude et de suivi des caractéristiques de la neige (présence, épaisseur) à l'échelle régionale. D'autre part, la représentativité de quelques points de mesures pour une large région est souvent mise en doute. Seules les observations par satellite peuvent fournir une surveillance continue et globale des régions boréales. Cependant, l'estimation des caractéristiques du manteau neigeux par satellite n'est pas nécessairement aisée.

Mesures satellites dans le visible

Dans le domaine visible, la détection de la couverture neigeuse est basée sur la différence de réflectance entre la neige d'une part et le sol nu et la végétation d'autre part. Ces réflectances sont également sensibles à la taille des particules présentes dans le manteau (*Zhou et al.* (2003)). La présence de la végétation, ou même de simples débris végétaux et le dépôt d'aérosols affectent les réflectances, surtout en fin d'hiver.

La difficulté principale de l'analyse consiste à différencier les contributions nuageuses. Depuis plus de 30 ans, des mesures satellitaires dans le visible fournissent des cartes de la couverture de neige. Les observations de l'*Advanced Very-High Resolution Radiometer* (AVHRR) à bord des orbiteurs polaires de la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) et les instruments à bord des satellites géostationnaires sont utilisées opérationnellement à cette fin. Ces instruments ont des résolutions spatiales de l'ordre du kilomètre. Des cartes hebdomadaires de tout le globe sont établies et distribuées à la communauté, avec une résolution spatiale de l'ordre de $1^\circ \times 1^\circ$.

Des cartes de la couverture neigeuse sont aussi obtenues à partir des imageurs de la série Landsat ou Spot : pour des applications à l'échelle du bassin, ces observations à haute résolution spatiale (quelques dizaines de mètres) sont nécessaires.

Depuis 1999, les observations du *MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) de la *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) fournissent des cartes journalières de la couverture neigeuse, avec une résolution de 500 m et $0,05^\circ$. L'algorithme est basé sur une analyse multicanaux dans le visible et le proche infrarouge (fig. 1).

Mesures satellites dans les micro-ondes

De nombreuses recherches ont conduit à une meilleure compréhension des mécanismes responsables de l'émission/réflexion en micro-onde au-dessus de la neige, à partir de modélisation ou d'observations. L'université de Berne a été particulièrement active pour les mesures au sol dans les Alpes (par exemple, *Schanda et al.* (1982), *Mätzler* (1994)). On citera aussi les travaux de *Sherjal et al.* (1998). Plusieurs campagnes de mesures en avion ont été conduites en Finlande par l'université d'Helsinki et par le UK Met Office (par exemple, *Kurvonnen and Hallikainen* (1997), *Hewison and English* (1999)). Les mesures confirment la grande variabilité des réponses micro-ondes de la neige. Il a été montré que le rayonnement micro-onde de la neige est sensible aux caractéristiques du manteau neigeux, telles que son épaisseur, la taille des cristaux, son contenu en eau. Les réponses dépendent non seulement de la fréquence d'observation, mais aussi du mode d'observation (mesures passives (radiomètre), ou actives (radar) ; de l'angle d'incidence de l'observation et de la polarisation observée).

Par rapport aux observations dans le visible, les mesures micro-ondes ont les avantages suivants :

- pas de dépendance vis-à-vis de l'éclairement solaire, c'est-à-dire les mesures de jour comme de nuit sont utilisables,
- pas de stricte limitation aux régions de ciel clair (les micro-ondes pénètrent, dans une certaine mesure, les nuages),
- une certaine sensibilité à l'épaisseur de la neige et donc possibilité éventuellement d'estimer celle-ci.

Par contre, comparées aux observations dans le visible, les observations micro-ondes ont une résolution spatiale bien moins bonne, avec d'éventuels problèmes à interpréter des observations dans des régions très hétérogènes.

Les observations micro-ondes passives depuis les satellites ont été utilisées pour estimer la couverture et la profondeur de la neige (par exemple, *Kunzi et al. (1982)*, *Chang et al. (1987)*, *Hall et al. (1995)*, *Foster et al. (1996)*, *Grody and Basist (1996)*, *Pulliainen and Hallikainen (2001)*, *Josberger and Mognard (2002)*). On mentionnera en particulier l'algorithme opérationnel de *Ferraro et al. (1996)* développé pour le *Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I)* et utilisé à la NOAA pour estimer la couverture neigeuse (fig. 4).

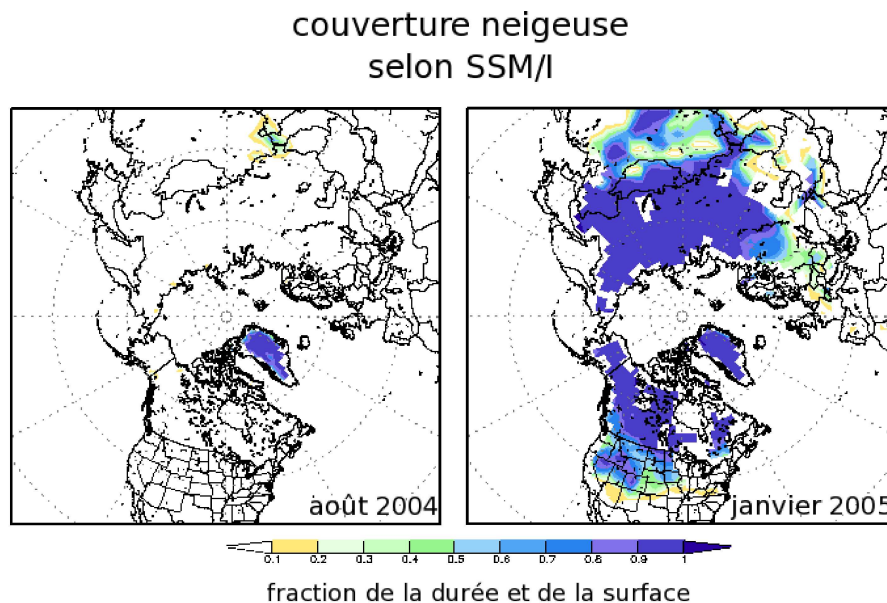


FIG. 4: Cartes de couverture neigeuse au sol déduite des observations SSM/I pour les mois du minimum (ici, août 2004) et du maximum (ici, janvier 2005). (image cics.umd.edu/~rferraro/SSMI_Climate.html)

Les algorithmes couramment utilisés pour estimer l'épaisseur de la neige à partir des micro-ondes sont basés sur des simulations numériques par *Chang et al. (1976)*. Ces simulations, qui supposent des propriétés bien particulières de la neige, ont été effectuées pour des observations avec le *Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SSMR)*. Elles prévoient que l'épaisseur de la neige est directement proportionnelle à la différence de température de brillance entre les observations à 18 GHz et à 36 GHz :

$$\text{épaisseur (cm)} = a \cdot (T_b(18H) - T_b(36H)) + b$$

Dans l'algorithme initial, a est fixé à $1,59 \text{ cm.K}^{-1}$ avec l'hypothèse que les grains ont $0,3 \text{ mm}$ de rayon et que la densité de la neige est de 300 kg.m^{-3} .

Cependant, les applications globales de ce type d'algorithme sont remises en cause. Plusieurs études suggèrent d'ajuster l'algorithme en fonction de la région ou de la végétation (*Foster et al. (1996)*, *Spies et al. (1993)*). D'autres envisagent d'ajouter de l'information dans la procédure d'inversion. Par exemple, une classification de la neige, de l'information sur la topographie, la

température de l'air (*Singh and Gan* (2000)) ou un paramètre lié à l'évolution de la température (*Josberger and Mognard* (2002)).

En ce qui concerne le manteau neigeux, les observations micro-ondes actives ont été assez peu exploitées. Les mesures diffusiométriques du *European Remote Sensing satellite* (ERS) ont été surtout utilisées pour détecter la fonte de la neige (*Wismann* (2000a) et *Wismann* (2000b)). Les observations par *Synthetic Aperture Radar* (SAR) ont permis de déterminer avec une excellente résolution spatiale (~ 100 m) la couverture neigeuse sur des massifs, mais ce type de méthodologie n'est pas applicable à grande échelle (par exemple, *Nagler and Rott* (2000)). On notera aussi les travaux de *Papa et al.* (2002) à partir de mesures altimétriques. Des résultats encourageants ont été obtenus sur quelques points de mesures dans les grandes plaines américaines.

Objectif de cette thèse et plan de l'étude

L'utilisation de micro-ondes passives doit donc pouvoir contribuer à la caractérisation du manteau neigeux. Les observations micro-ondes ont montré une certaine sensibilité à l'épaisseur, la taille des grains, l'humidité et la densité de la neige. Toutefois, l'inversion des paramètres de la neige n'est pas triviale car toutes ces variables interviennent et il n'est pas simple d'isoler un paramètre particulier tel que l'épaisseur de la neige. Des algorithmes ont déjà été développés : utilisés localement, des résultats raisonnables peuvent être obtenus, mais à l'échelle du globe, leur application n'est pas satisfaisante.

Des observations satellites dans plusieurs gammes de longueurs d'onde pourraient sans doute permettre de

- mieux comprendre la variabilité des différentes observations aux différentes longueurs d'onde
- bénéficier de la synergie de ces observations pour séparer les différentes sources de variabilité dans le signal et d'estimer plus précisément les caractéristiques de la neige.

Malgré la quantité et la diversité des données satellites disponibles, les différentes techniques de télédétection spatiale (micro-ondes passives et actives, ainsi que visibles) n'ont pas encore été systématiquement évaluées et comparées, à l'échelle du globe et sur une longue série temporelle, pour leur aptitude à caractériser les surfaces enneigées.

L'objectif de cette thèse est donc

- d'étudier le contenu en information des observations satellites, c'est-à-dire estimer objectivement à l'échelle globale la sensibilité des observations satellites aux caractéristiques de la neige. Pour cela on s'aidera de mesures *in situ* des propriétés de la neige sur une large partie de l'hémisphère nord et sur deux hivers (1992-1994). Cela permettra ainsi de définir les paramètres accessibles du manteau neigeux et leur précision attendue. À l'échelle locale, beaucoup d'algorithmes basés sur différentes fréquences existent et arrivent à restituer quelques uns de ces paramètres de manière significative (par exemple *Chang et al.* (1987), *Mognard and Josberger* (2002), *Papa et al.* (2002)). Mais, compte-tenu de la variabilité des phénomènes existant à l'échelle globale tels que la végétation (*Matthews* (1983), *Kruopis et al.* (1999)), la structure interne des manteaux neigeux (*Mätzler* (1994), *Zhou et al.* (2003), *Aoki et al.* (2003)), *etc.*, il semble que l'accès aux caractéristiques du manteau neigeux soit difficile. Il conviendra alors de savoir dans quelle mesure le passage de l'échelle locale à l'échelle globale est possible et quels sont les phénomènes qui limitent le plus ce changement d'échelle.
- d'exploiter si possible la synergie des différents types d'observations satellites pour tenter

-
- d'inverser les caractéristiques à l'échelle globale du manteau neigeux, et plus particulièrement son épaisseur tout au long de l'hiver,
- d'analyser l'apport d'informations complémentaires (végétation, relief, modèle) si les observations satellites seules ne permettaient pas une inversion exploitable.

Ainsi, dans un premier temps les principes de base de l'interaction entre le rayonnement micro-onde, l'atmosphère et la surface seront rappelés. L'utilisation d'un modèle de transfert radiatif dans la neige permettra de quantifier la sensibilité des observations micro-ondes aux différents paramètres de la neige.

Ensuite, après une description des observations effectuées par l'instrument SSM/I, on décrira le calcul direct des émissivités de surface à partir des observations satellites.

L'analyse spatiale et temporelle des observations micro-ondes, avec l'appui des données annexes, sera réalisée dans une quatrième partie.

Suivra une partie traitant de la faisabilité de l'estimation de l'épaisseur du manteau, qui pourra se ramener sous certaines conditions à celle du contenu en eau, à partir des méthodes basées sur les observations satellites. Les méthodes simples se révéleront peu satisfaisantes, du moins en dehors d'un domaine géographique très limité. D'autres méthodes plus complexes ayant recours à des statistiques locales spécifiques à chaque région seront développées. Elles s'appuieront par ailleurs sur la fusion des observations satellites ainsi que les mesures faites *in situ* et les prévisions de modèle. Ces méthodes d'inversion de nouvelle génération ont pour objectif d'extraire de façon optimale l'information contenue dans les observations satellites. Elles utiliseront ainsi la synergie des observations satellites, des mesures *in situ* et la modélisation. Une amélioration sensible de la qualité de l'inversion sera alors mise en évidence.

La dernière partie exposera une manière complémentaire d'aborder la problématique. Les neiges ayant des caractéristiques intrinsèques variables auxquelles sont plus ou moins sensibles les observations satellites, il est possible d'extraire des similitudes et des distinctions entre les différents manteaux. En réalisant une classification basée sur les observations satellites, les types de neige peuvent être regroupés selon des critères directement tirés de ces observations. La classification obtenue sera enfin comparée à une classification supervisée déjà existante des neiges, la classification de *Sturm et al.* (1995).

Les méthodes complexes développées au chapitre 5 et la classification obtenue au chapitre 6 permettront de faire ressortir les observations les plus riches en information sur le manteau neigeux. Des recommandations pour de futurs instruments et aménagements de stations au sol seront ainsi proposées.

Chapitre 1

Physique des micro-ondes dans la neige

Sommaire

1.1	Transfert radiatif dans l'atmosphère et à la surface	19
1.1.1	le spectre atmosphérique	19
1.1.2	l'équation de transfert radiatif en micro-onde, notion d'émissivité	21
1.2	Transfert radiatif des micro-ondes dans le manteau neigeux	26
1.2.1	généralités	26
1.2.2	modéliser pour comprendre	28

1.1 Transfert radiatif dans l'atmosphère et à la surface

1.1.1 le spectre atmosphérique

À travers les photons reçus par les instruments embarqués dans les satellites, parviennent les informations sur les phénomènes ayant lieu à la surface de la Terre.

Avant d'atteindre les récepteurs, les ondes électromagnétiques en provenance de la surface subissent la traversée de l'atmosphère. D'autres sont directement émises par l'atmosphère. Leur propagation est influencée par la présence des constituants de l'atmosphère. Il s'agit principalement de gaz mais également de particules comme les hydrométéores (nuages et pluie), ou des aérosols.

Dans le domaine visible, en l'absence de nuage, l'absorption est très faible, tandis que dans infrarouge proche, des raies d'absorption par la vapeur d'eau et par l'O₂ sont présentes (fig. 1.1). Dans le domaine micro-onde, les composants gazeux qui interviennent majoritairement sont le di-oxygène (O₂) et la vapeur d'eau (H₂O).

Les raies d'absorption/émission des molécules sont d'origine électronique, vibrationnelle ou rotationnelle, par ordre décroissant d'énergie. En micro-ondes, les raies d'absorption des constituants sont d'origine rotationnelle.

Ainsi, par son moment dipolaire électrique, la molécule d'eau présente dans le domaine des micro-ondes des transitions de rotation. Dans la gamme des 1 GHz à 200 GHz, il y a deux raies, l'une,

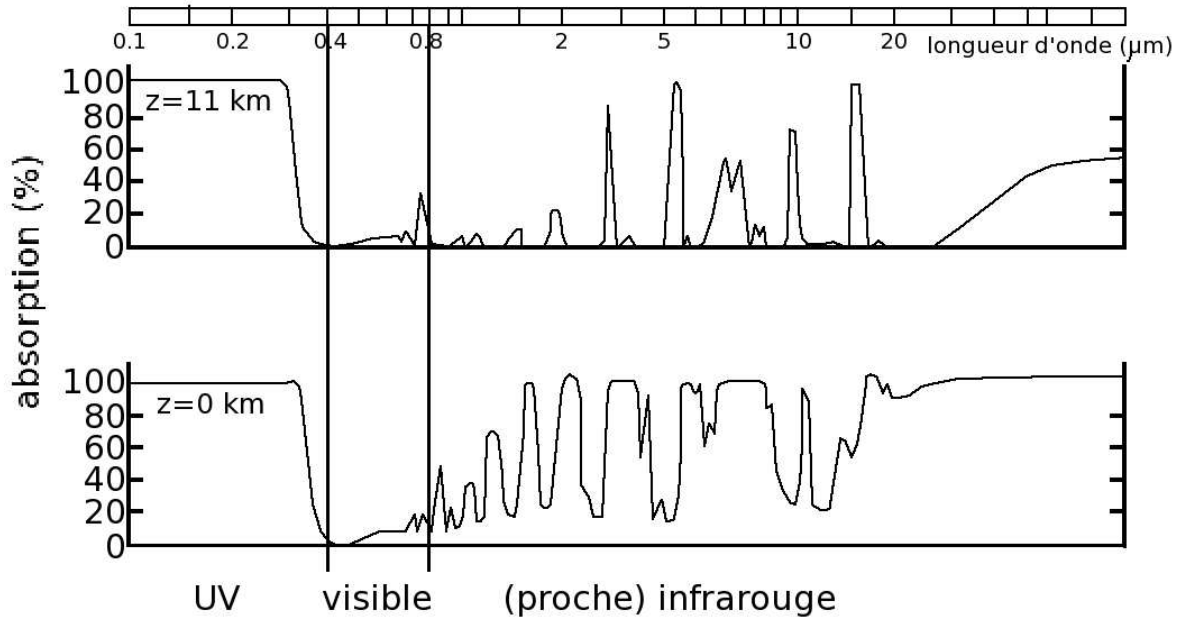


FIG. 1.1: L'absorption atmosphérique dans le domaine visible et infrarouge à deux altitudes différentes, 11 km sur la figure du haut et au niveau de la mer sur celle du bas. Si dans le visible, l'absorption est faible, l'infrarouge présente de nombreuses raies dues aux spectres de vibration et de rotation des molécules présentes dans l'atmosphère, plus particulièrement O_2 , H_2O , CO_2 et CH_4 . (image D.R.)

faible, à 22,235 GHz, une autre plus forte à 183 GHz. Entre ces raies d'absorption, il y a la contribution d'un *continuum* d'absorption en vapeur d'eau, qui ne s'explique pas par l'absorption par les raies et qui fait l'objet de nombreuses études (fig. 1.2).

La symétrie de la molécule de di-oxygène implique qu'elle ne possède pas de moment dipolaire électrique. Néanmoins, les spins de ses deux électrons célibataires induisent un moment dipolaire magnétique. Les changements dans l'orientation du spin total par rapport à l'orientation de la molécule, produisent entre 1 GHz et 200 GHz une famille de raies de rotation de spin entre 50 et 70 GHz (Rosenkranz (1989)) et une raie isolée à 118 GHz.

Les raies d'absorption observées ont une largeur naturelle liée à la durée de vie de l'état excité de la molécule au repos et isolée. À cette largeur naturelle, s'ajoute l'élargissement provoqué par l'effet Doppler-Fizeau et par les collisions entre les molécules. Le premier se produit lors de mouvement relatif de la source par rapport à l'observateur :

$$\nu_o = \nu \sqrt{\frac{1 + \varepsilon\beta}{1 - \varepsilon\beta}}$$

où ν et ν_o sont respectivement les fréquences dans les repères de la source et de l'observateur, se déplaçant à une vitesse relative $\varepsilon\beta$ selon le sens du déplacement relatif. D'un autre côté, le mouvement brownien favorise les collisions entre les molécules, c'est l'élargissement par pression (Townes and Schawlow (1955) ; Gordy and Cook (1970)).

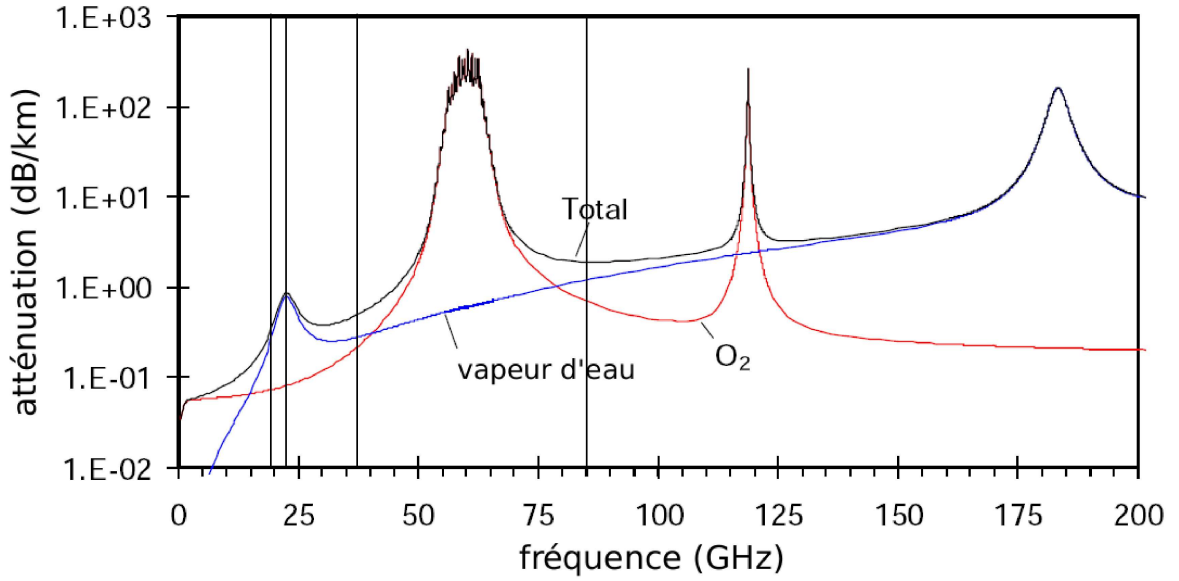


FIG. 1.2: L'absorption atmosphérique dans le domaine des micro-ondes (Liebe et al. (1991); Meeks and Lilley (1963); Gaut and Reifstein (1971)). Les fréquences d'observation par le radiomètre SSM/I sont sur-imprimées (19 GHz, 22 GHz, 37 GHz et 85 GHz). (image Raytheon (1999))

Le profil de la raie est donné par une lorentzienne du type

$$F(\nu, \nu_0) = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{(\nu - \nu_0)^2 + \gamma^2} \quad (1.1)$$

où ν et ν_0 sont respectivement la fréquence d'observation et la fréquence de résonance de la molécule considérée, et γ est le paramètre de largeur de raie, proportionnel à la pression. Pour les micro-ondes dans les conditions atmosphériques, *van Vleck and Weisskopf* (1945) et *Gross* (1955) ont développé des fonctions plus adaptées, à partir de 1.1.

Dans les conditions de pression et de température où les deux phénomènes d'élargissement des raies interviennent, on parle alors de profil de Voigt, résultant de la convolution des profils Doppler et Van Vleck/Gross. Dans les couches denses de l'atmosphère, principalement la troposphère, l'élargissement des raies est essentiellement dû à la pression. Lorsque la densité décroît avec l'altitude, au-delà de 60 km d'altitude, c'est l'élargissement Doppler qui domine.

Dans le cadre de l'observation des surfaces terrestres et ici plus précisément du manteau neigeux, on sélectionnera des canaux d'observations situés dans les fenêtres atmosphériques, *i.e.*, en dehors des raies d'absorption de l'oxygène et de la vapeur d'eau. De cette façon, on minimise la contribution de l'atmosphère au signal mesuré à partir du satellite (et on maximise la contribution de la surface).

1.1.2 l'équation de transfert radiatif en micro-onde, notion d'émissivité

Cette section est un condensé choisi des parties correspondantes de *Chandrasekhar* (1960), de *Feagle and Businger* (1980), de *Ulaby et al.* (1981,1982,1986), *Kraus* (1986) et *Abba* (1990).

Comme cela vient d'être abordé au paragraphe précédent, une onde électromagnétique interagissant avec le milieu atmosphérique, subit une absorption. La densité de flux de ces ondes s'accompagne donc d'une atténuation.

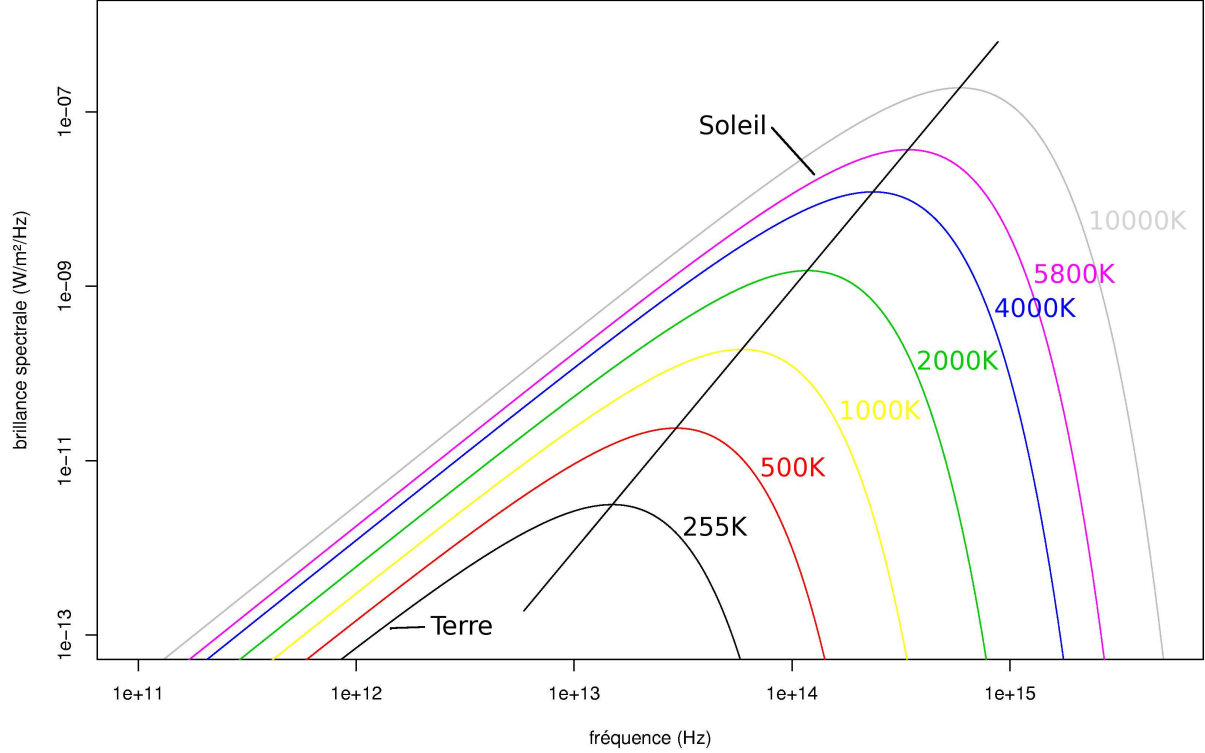


FIG. 1.3: Courbes de rayonnement du corps noir à différentes températures. Le Soleil et la Terre sont indiqués pour préciser le contexte.

En traversant un élément de longueur dz de ce milieu la densité de flux ϕ varie comme

$$d\phi \propto -\phi dz$$

c'est-à-dire

$$d\phi = -\kappa\phi dz \quad (1.2)$$

où κ est le coefficient d'atténuation (en m^{-1}) du milieu (*Ulaby et al. (1981,1982,1986)*).

L'intégration de 1.2 entre l'entrée, $z = 0$, et une position, $z = r$, dans le milieu, aboutit à

$$\phi(r) = \phi(0) \cdot e^{-\kappa \cdot r} \quad (1.3)$$

De là, on définit l'épaisseur optique $\tau = \kappa \cdot r$. Un milieu pour lequel $\tau \gg 1$ est optiquement épais et, inversement, optique mince lorsque $\tau \ll 1$.

L'épaisseur optique vaut alors

$$\tau = \int_0^r \kappa(z) dz \quad (1.4)$$

Par ailleurs le flux électromagnétique rayonné dépend de la température du corps émetteur. Par définition, un corps noir est un corps absorbant intégralement les radiations qu'il reçoit. Il

rayonne uniformément dans toutes les directions avec une brillance spectrale donnée par la loi de Planck (*Planck* (1901))

$$B = \frac{2h\nu^3}{c^2} \frac{1}{e^{\frac{h\nu}{kT}} - 1} \quad (1.5)$$

avec h , la constante de Planck ($h = 6,6262 \cdot 10^{-34}$ J.s), k , la constante de Boltzmann ($k = 1,3806 \cdot 10^{-23}$ J.K⁻¹), c , la célérité de la lumière dans le vide ($c = 2,9979 \cdot 10^8$ m.s⁻¹), T , la température et ν la fréquence.

La figure 1.3 présente les luminances spectrales en fonction de la fréquence et pour différentes valeurs de la température du corps noir. On observe que le maximum de chaque courbe de luminance passe par une droite telle que $\nu_{\max} = 5,869 \cdot 10^{10} \cdot T$ (loi de Wien). En intégrant cette brillance spectrale sur l'ensemble des fréquences, on obtient la puissance totale rayonnée par unité de surface,

$$\Phi = \sigma T^4$$

avec σ , la constante de Stefan ($\sigma = 5,673 \cdot 10^{-8}$ J.s⁻¹.m⁻².K⁻⁴).

Un matériau réel rayonne souvent moins qu'un corps noir. On définit alors son émissivité comme le rapport de sa brillance énergétique propre à celle du corps noir de même température. Puisque le matériau adopte un comportement plus ou moins proche du corps noir selon la fréquence, la polarisation et l'angle solide par rapport à la normale auxquels il est observé, son émissivité est fonction de ces paramètres.

Aux températures terrestres (~ 300 K) et aux longueurs d'onde des micro-ondes (par convention de 1 mm à 1 m), on a $h\nu \ll kT$. Le développement limité au premier ordre de la loi de Planck (1.5) se ramène alors à celle observée par Rayleigh et Jeans

$$B = \frac{2kT}{\lambda^2}$$

avec λ , la longueur d'onde.

Une telle brillance émise par le sol subit donc une atténuation lors de la traversée de l'atmosphère telle que

$$B(z) = B(0) \cdot e^{-\tau}$$

Par ailleurs, la loi de Kirchoff indique que l'atmosphère qui absorbe ce rayonnement émis par le sol, ainsi que celui en provenance directe de l'espace, ré-émet à son tour de l'énergie électromagnétique afin que l'équilibre thermodynamique soit respecté.

La quantité de brillance émise, dB_e , par un élément de volume cylindrique de longueur dz , s'écrit donc

$$dB_e = \kappa J dz$$

où J est appelée la fonction source.

La somme du terme d'absorption, dB_a , et du terme d'émission, dB_e , conduit à

$$dB = dB_a + dB_e = \kappa(J - B)dz$$

soit, en réintroduisant l'épaisseur optique

$$\frac{dB}{d\tau} + B = J \quad (1.6)$$

Cette équation-bilan des entrées et sorties du rayonnement d'un milieu est l'équation de transfert radiatif.

L'intégration de cette équation 1.6 donne

$$B(r) = B(0) \cdot e^{-\tau} + J \cdot (1 - e^{-\tau}) \quad (1.7)$$

Puisque les conditions terrestres aux fréquences micro-ondes autorisent l'approximation de Rayleigh-Jeans, on peut écrire

$$T_B(r) = T_B(0) \cdot e^{-\tau} + T \cdot (1 - e^{-\tau}) \quad (1.8)$$

où T_B est la température de brillance et T est la température physique du milieu absorbant.

Dans le cas de l'atmosphère, T varie selon z , il convient donc de procéder par intégration entre couches infinitésimales (*Ulabay et al.* (1981,1982,1986)), on aboutit à

$$T_B(r) = T_B(0) \cdot e^{-\tau(0,r)} + \int_0^r \kappa(z) T(z) e^{-\tau(z,r)} dz \quad (1.9)$$

La température de brillance résultante est donc la somme de la température de brillance apparente $T_B(0)$ de la surface atténuée par l'atmosphère, et des températures de brillance propres à chaque couche de l'atmosphère, atténuées chacune d'elles par les couches supérieures.

De plus, la température de brillance apparente de la surface peut se décomposer en :

1. le rayonnement émis par le sol de température T_s et d'émissivité ε_s ,
2. le rayonnement descendant émis par l'ensemble des couches de l'atmosphère et atténué par les couches en dessous, ainsi que le fond diffus cosmologique lui aussi atténué par l'atmosphère en dessous.

Ainsi en milieu non-diffusant, à l'équilibre thermodynamique local, et sous l'hypothèse d'une atmosphère stratifiée en couches horizontales, l'expression de la température de brillance observée sous l'angle θ , à la fréquence ν et en polarisation p s'écrit

$$T_B(\theta, \nu, p) = \varepsilon(\theta, \nu, p) T_s \cdot \Gamma + (1 - \varepsilon(\theta, \nu, p)) T \downarrow \cdot \Gamma + T \uparrow$$

avec

$$\Gamma = e^{-\mu\tau(0,r \rightarrow \infty)} \quad \text{et} \quad \mu = \frac{1}{\cos \theta}$$

et

$$T \downarrow (\theta, \nu, p) = \mu \int_0^H \kappa(\theta, \nu, p, z) T(z) \cdot \exp \left(-\mu \int_0^z \kappa(\theta, \nu, p, z') dz' \right) dz \quad (1.10)$$

$$T \uparrow (\theta, \nu, p) = \mu \int_0^H \kappa(\theta, \nu, p, z) T(z) \cdot \exp \left(-\mu \int_z^H \kappa(\theta, \nu, p, z') dz' \right) dz \quad (1.11)$$

avec H l'altitude du satellite, $H \rightarrow \infty$.

D'autres constituants que les gaz peuvent interférer avec le rayonnement micro-onde. Il s'agit des hydrométéores (nuages et pluie). Notons que les aérosols n'interviennent pas dans le transfert radiatif micro-onde, leur dimension étant généralement bien trop petite devant la longueur d'onde. Les hydrométéores, lorsqu'ils sont présents peuvent absorber et/ou diffuser le rayonnement micro-onde. Leur contribution à ces mécanismes dépendra de la relation entre la taille des

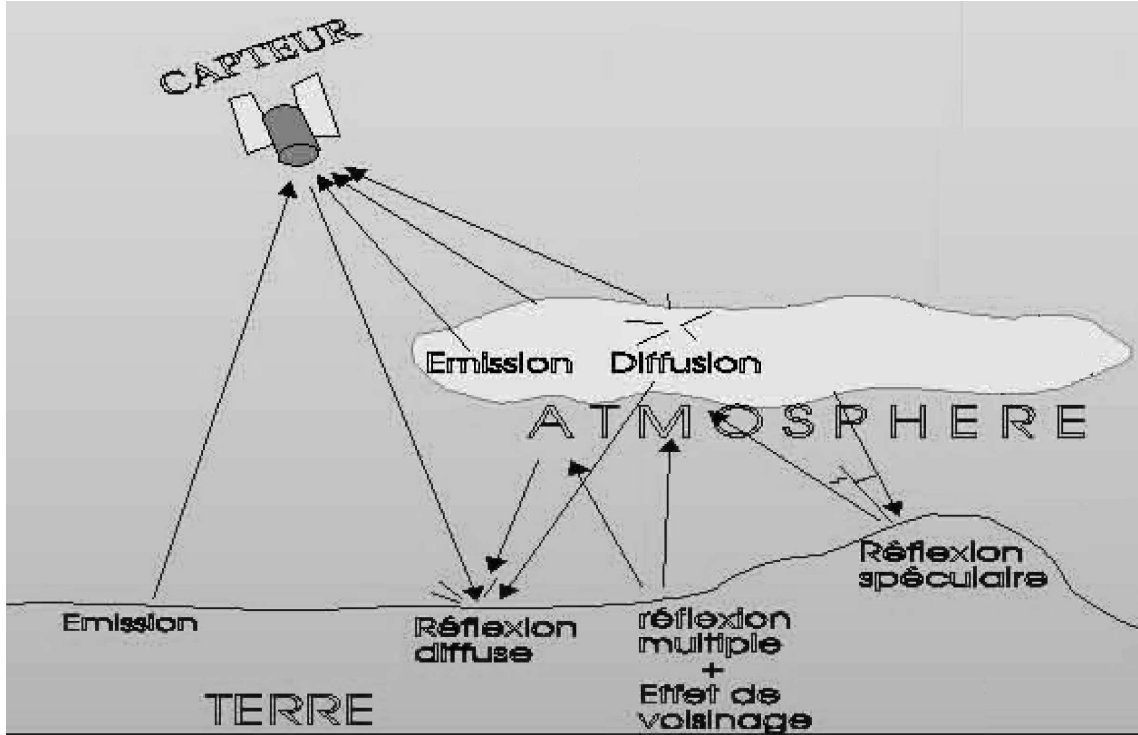


FIG. 1.4: Ensemble des processus intervenant dans le bilan radiatif micro-onde atmosphérique. (image D.R.)

particules et la longueur d'onde d'observation, ainsi que des propriétés diélectriques des constituants (eau, glace, neige). Quand il y a diffusion, l'équation du transfert radiatif s'écrit alors (Ulaby et al. (1981,1982,1986), p.216) :

$$T_B(r) = T_B(0) \cdot e^{-\tau(0,r)} + \int_0^r (\kappa_a(z)T(z) + \kappa_d(z)T_d(z)) e^{-\tau(z,r)} dz$$

où κ_a est le coefficient d'absorption, et κ_d est le coefficient de diffusion. La somme $\kappa_a + \kappa_d$ reste la dérivée selon le sens de propagation de l'épaisseur optique τ .

Lorsque la taille des particules diffusantes est très petite devant la longueur d'onde, il s'agit de la diffusion de Rayleigh.

Les longueurs des micro-ondes allant du millimètre à quelques centimètres, la diffusion sur des particules comme les gouttes de pluie peut se faire aussi selon les processus décrits par Mie (von Mie (1908)). Ce processus est décrit plus précisément dans la section suivante, avec l'application à la diffusion sur les particules du manteau neigeux.

1.2 Transfert radiatif des micro-ondes dans le manteau neigeux

1.2.1 généralités

Le manteau neigeux est un milieu complexe du point de vue de l'interaction rayonnement-matière. Lorsque la neige se dépose au sol, le rayonnement émis est modifié. Il y a absorption/émission par la couche de neige ainsi que diffusion volumique dans le manteau. Selon les propriétés physiques du manteau neigeux et selon la fréquence d'observation, ces phénomènes seront plus ou moins importants.

Comme l'illustre la figure 1.5, la structure du manteau peut être très complexe, stratifiée en couches de propriétés physiques différentes (*Harper and Bradford (2003)*). L'alternance des indices de réfraction à l'interface de chacune de ces couches influent donc sur le trajet du rayonnement à l'intérieur-même du manteau. *Mätzler (2002)* a montré que la longueur de cohérence à l'intérieur du manteau n'était que de quelques dixièmes de millimètre. Les grains constitutifs de ce manteau neigeux montrent une variabilité importante, à la fois dans l'espace et dans le temps. Comme cela a été évoqué plus haut, compte-tenu de la taille des grains et des longueurs d'onde auxquelles on s'intéresse, la diffusion telle que décrite par *von Mie (1908)* bien qu'incomplète prévaut, bien que les particules ici soient en contact. En effet, cette description n'est pas parfaitement adaptée à la neige dont la surface des grains est complexe. Des méthodes telles que celle présentée par *Sillion (1995)* qui s'appuie sur les travaux de *Stogryn (1967)* donne de meilleurs résultats, mais sont également plus complexes à mettre en œuvre et sortent du cadre de ce qui est recherché ici.



FIG. 1.5: Structure en couches du manteau neigeux observé par transparence. Leur luminosité dépend de leur surface spécifique, i.e. la surface totale d'adsorption (*Cabanes et al. (2003); Hoff et al. (1998)*). (image www.stolaf.edu/other/cegsic/itase)

la diffusion de Mie Soit E , l'éclairement d'un rayonnement incident sur une particule et P_a , respectivement P_d , la puissance absorbée, respectivement diffusée, par la particule. Les sections efficaces d'absorption, σ_a , et de diffusion, σ_d , se définissent comme le rapport

$$\sigma_{a,d} = \frac{P_{a,d}}{E}$$

La dimension des sections efficaces est celle d'une surface, ainsi en rapportant ces sections efficaces à la section géométrique S de la particule, on définit le coefficient d'efficacité d'absorption, ζ_a , et de diffusion, ζ_d , de la particule

$$\zeta_{a,d} = \frac{\sigma_{a,d}}{S} \sim \frac{\sigma_{a,d}}{\pi r^2}$$

où r est le rayon équivalent de la particule, souvent prise sphérique.

De là, l'extinction qui rend compte de l'absorption et de la diffusion, se caractérise par la section

efficace d'extinction, σ_e , et par le coefficient d'efficacité d'extinction, ζ_e , définis par

$$\sigma_e = \sigma_a + \sigma_d$$

$$\zeta_e = \zeta_a + \zeta_d$$

Dans sa théorie, Mie calcule ces paramètres en fonction de l'indice de réfraction, n , et d'un facteur d'échelle, χ , entre la taille caractéristique, δ , de la particule et la longueur d'onde, λ , du rayonnement incident sur la particule :

$$\chi = \frac{\delta}{\lambda} = \frac{2\pi r}{\lambda}$$

dans le cas d'une particule sphérique.

Les coefficients d'efficacité, ζ , peuvent au final s'écrire sous la forme d'une série convergente dont les coefficients se calculent avec les fonctions de Bessel (*Ulabiy et al.* (1981,1982,1986)).

Dans le cas du manteau neigeux, il ne s'agit pas que de particules isolées, mais d'un ensemble de particules dont les rayons sont distribués selon une loi de probabilité $\mathcal{P}(r)$. Les coefficients d'absorption κ_a et de diffusion κ_d intervenant dans le calcul des températures de brillance sont donnés par

$$\kappa_{a,d} = \int_{r_0}^{r_1} \mathcal{P}(r) \sigma_{a,d}(r) dr$$

où r_0 et r_1 sont les limites inférieure et supérieure de la distribution des rayons des grains. Exprimés à l'aide du paramètre de Mie

$$\kappa_{a,d} = \frac{\lambda^3}{8\pi^2} \int_0^\infty \mathcal{P}(\chi) \zeta(\chi) \chi^2 d\chi$$

Lorsque $\chi \ll 1$, c'est-à-dire que les grains sont très petits devant la longueur de l'onde incidente, les coefficients ζ se limitent aux tous premiers termes de leur série, c'est l'approximation de Rayleigh déjà évoquée. Plus la fréquence est élevée plus la diffusion est forte.

l'humidité Par ses propriétés diélectriques, l'eau influence la profondeur de pénétration d'un rayonnement micro-onde dans un milieu. Cette humidité se retrouve dans l'eau liquide interstitielle, mais également dans l'air emprisonné dans le manteau qui contient de la vapeur d'eau dépendamment de la pression saturante. *Ulabiy et al.* (p.850 et p.1612) ont calculé que celle-ci est d'autant plus faible qu'un milieu, et plus particulièrement la neige pour ce qui concerne cette thèse, a une humidité volumique importante. La diminution de cette profondeur de pénétration est très forte avec l'humidité et est fonction de la fréquence : plus cette dernière est élevée, plus la sensibilité à l'humidité de la neige est importante (*Ulabiy*, p.1622).

L'humidité contenue dans la neige modifie également la nature de la diffusion. Une neige sèche provoque principalement une diffusion dans le volume tandis qu'une neige humide limite la pénétration du rayonnement et sera plus émissive.

le relief La présence de relief intervient dans les observations satellites micro-ondes. Le relief modifie θ_H , l'angle d'horizon¹ de l'émission. *Mätzler and Standley* (2000) ont caractérisé à travers

¹angle maximal sous lequel un point est visible sans obstacle

le paramètre $\cos^2 \theta_H$, l'influence de cet angle qui provoque donc une redistribution spatiale et angulaire des radiations qui sont ensuite en partie réfléchies et en partie absorbées. Cela induit une hausse des températures de brillance lorsque θ_H est élevé.

la végétation Le couvert végétal intervient aussi sur la mesure, en atténuant le rayonnement montant du sol et en diffusant ce signal. C'est essentiellement par l'intermédiaire de l'eau qu'elle contient qu'intervient la végétation. À l'échelle du globe, il est très difficile de modéliser la contribution de la végétation, même si à l'échelle locale, les processus sont assez bien compris (*Ulabiy et al.* (1981,1982,1986), p.1551).

observations *in situ* Des campagnes d'observations radiométriques ont été menées pour mieux comprendre les signatures de la neige en micro-onde.

Par exemple, le comportement radiométrique de différents types de neige a été mesuré par *Mätzler* (1994) avec l'instrument PAMIR. Il s'agissait d'identifier les signatures micro-ondes de manteaux dont on connaissait certaines caractéristiques (épaisseur, humidité, givre). Il ressort de ces travaux que lorsque la neige est fraîche et particulièrement poudreuse, c'est-à-dire sèche, les émissivités aux fréquences élevées (>60 GHz) subissent une baisse importante à cause de la diffusion volumique précédemment évoquée. La sensibilité à l'épaisseur est moins visible. En effet, si une légère baisse des émissivités est observée aux hautes fréquences au-dessus d'un fin manteau, à des épaisseurs supérieures, une saturation de cette baisse est observée.

Aux fréquences affectées par la diffusion (*i.e.* généralement les fréquences supérieures à 30 GHz), l'augmentation de l'humidité dans le manteau provoque une hausse des émissivités.

Enfin, à propos du givre, lorsqu'il se réduit à une fine couche, il ne modifie pas sensiblement la signature spectrale observée au-dessus d'un manteau d'épaisseur faible à moyenne, si ce n'est une diminution nette des différences entre les deux états de polarisations. Ce n'est qu'en présence d'une couche épaisse de givre que les effets se font sentir avec une forte baisse des émissivités aux fréquences élevées.

À travers l'ensemble des remarques et des observations qui viennent d'être faites, on constate combien le manteau neigeux est un milieu complexe. Afin de quantifier la sensibilité des réponses micro-ondes aux différents paramètres, il convient d'avoir recours à la modélisation du transfert radiatif dans le manteau neigeux.

1.2.2 modéliser pour comprendre

Différents modèles de complexité variable existent. Le modèle développé par *Pulliainen et al.* (1998) du Laboratoire de Technologie Spatiale à l'Université de Technologie de Helsinki (*HUT*) représente l'état de l'art, à l'instar d'autres modèles, comme celui de *Mätzler* (1987) sur la permittivité effective de la neige sèche. Cet ensemble est issu du projet *Retrieval of Geophysical Parameters with Integrated Modeling of Land Surfaces and Atmosphere (Models/Inversion Algorithms)* de l'Agence Spatiale Européenne. Étant donnée la portée globale de ces travaux et du nombre de situations de terrain envisageable, il s'agit ici d'avoir des informations qualitatives sur l'interaction entre le rayonnement micro-onde et le manteau neigeux, afin de comprendre les processus intervenants.

la description du modèle utilisé

Le modèle *HUT* décrit le manteau neigeux en couches homogènes. Les effets de la canopée, de la rugosité du sol et de l'atmosphère à la contribution de la température de brillance sont inclus en utilisant les relations empirique et semi-empirique de *Kruopis et al.* (1999), *Wegmüller and Mätzler* (1999), *Kurvonen and Hallikainen* (1997) et *Pulliainen et al.* (1993). Le schéma des différentes contributions à l'émission est présenté en figure 1.6.

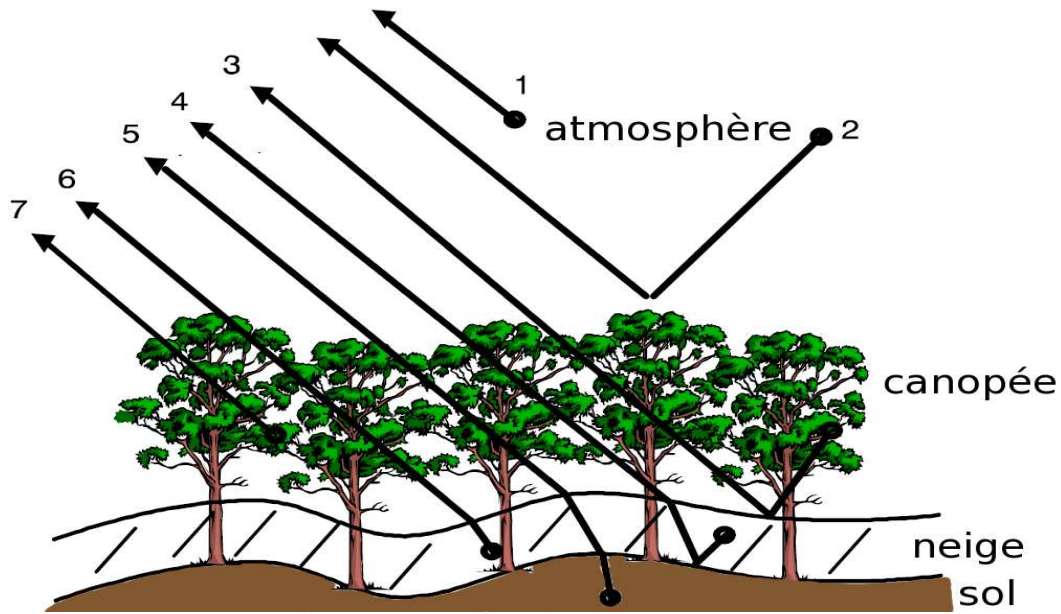


FIG. 1.6: Schéma des contributions à l'émission incluses dans le modèle de transfert radiatif *HUT*. (image *Pulliainen et al.* (1998))

Celles-ci se décomposent de la façon suivante :

1. rayonnement atmosphérique ascendant
2. rayonnement atmosphérique descendant réfléchi
3. rayonnement de la canopée descendant réfléchi
4. rayonnement de la neige descendant réfléchi
5. rayonnement du sol ascendant
6. rayonnement de la neige ascendant
7. rayonnement de la canopée ascendant

En comparant les prédictions d'émission du modèle avec les observations du radiomètre SSM/I (dont la description est faite au chapitre suivant) *Pulliainen et al.* (1999) ont montré un bon accord général, surtout en polarisation verticale, malgré l'hypothèse d'un manteau à une seule couche. Une description complète du modèle ainsi que de son emploi se trouve dans le rapport *Pulliainen et al.* (1998).

analyse de la sensibilité du rayonnement aux paramètres du manteau neigeux

Cette section est consacrée à évaluer l'influence des principaux paramètres du manteau neigeux (épaisseur, taille des grains et humidité).

Cette étude utilise trois modules pour reproduire les processus de transfert radiatif dans le milieu (tous inclus dans le modèle global du HUT).

D'abord, le modèle de sol utilisé est celui de U. Wegmüller. Il a été retenu pour sa capacité à traiter l'humidité et la température du sol ainsi que la rugosité de surface.

Ensuite le modèle de neige utilisé doit gérer l'humidité volumique du manteau et la taille des grains de neige. L'étude portant à l'ensemble du globe, il n'est pas justifié de travailler sur une scène précise. Ainsi bien que le modèle n'intègre pas le concept des distributions verticales des grandeurs caractéristiques du manteau (taille des grains, humidité, *etc.*), il permet une bonne description qualitative des processus ayant lieu.

L'objectif de l'étude dans cette partie n'est pas de mener une analyse très précise sur chaque composante du couvert végétal. Le modèle *Canopée de la Forêt Boréale* développé par L. Kurvonen qui intègre le volume en branches et la température de la végétation a été utilisé.

les paramètres importants et variables du manteau

À l'échelle globale, à une résolution spatiale compatible avec la climatologie, les régions enneigées présentent une variabilité forte. Celle-ci provient essentiellement du manteau neigeux lui-même, de la végétation et du relief.

Les paramètres du manteau neigeux sélectionnés dans la modélisation (épaisseur, humidité et taille des grains) appartiennent aux intervalles généralement mesurés. Pour la végétation (dont le nombre de paramètres et la variabilité sont très grands), on se limitera à constater la différence entre une surface enneigée sans couvert végétal et avec couvert végétal de densité moyenne ($100 \text{ m}^3.\text{ha}^{-1}$). L'ensemble de ces paramètres est repris dans le tableau 1.1. Le choix des para-

fréquences (GHz)	19, 37 et 85
polarisations	verticale et horizontale
épaisseurs (m)	de 0,01 à 3,00
taille du grain (mm)	de 0,1 à 2
humidité volumique (%)	de 0,1 à 50,0
végétation	présente ou non

TAB. 1.1: Ensemble des paramètres variables sur lesquels la modélisation porte.

mètres du manteau neigeux est dicté par les mesures disponibles dans la littérature et pour ce qui est des épaisseurs, par les mesures dans les stations. Beaucoup des stations de mesures *in situ* sont situées dans les plaines, où l'épaisseur du manteau dépasse rarement les 3 mètres.

Concernant la taille des grains, la gamme fixée s'appuie sur trois sources. La première est le rapport de thèse de *Sherjal* (1995) qui explique les dimensions des grains selon différents calculs (p.89,90), les autres sont des articles de *Durand et al.* (1999) et de *Brun et al.* (1992). Pour l'humidité volumique, les simulations balaient l'intervalle permis par le modèle puisque cette caractéristique varie beaucoup au cours de l'hiver. Les comportements des neiges sèches du début d'hiver et des neiges humides de la période de fonte sont donc simulés.

les paramètres fixés pour la modélisation

Les simulations requièrent par ailleurs de fixer certains paramètres. Ceux-ci ont été choisis conformément aux valeurs typiquement rencontrées. Elles sont présentées dans le tableau 1.2. L'angle au nadir correspond à celui des observations de SSM/I.

angle au nadir	53°
température du sol	273 K
rugosité du sol	2 mm
humidité volumique du sol	1%
température de la neige	269 K
salinité de la neige	0 ppm
volume de branchage	100 m ³ .ha ⁻¹
température de la végétation	270 K
proportion couverte d'eau	0%
atmosphère	absente

TAB. 1.2: Ensemble des paramètres fixés pour les simulations.

La température du sol est fixée à 0°C d'après les observations faites par *Durand et al.* (1999) dans les Alpes. Cette température résulte de l'équilibre entre les pertes thermiques, dues aux basses températures de l'air de surface, et le flux radiatif du sol. Cette hypothèse n'est pas valable dans le cas de manteaux fins où la température du sol peut alors descendre très en dessous de 0°C (*permafrost*).

Pour cette étude, la rugosité de surface est faible, la déviation standard des hauteurs est prise à 2 mm (valeur par défaut du modèle HUT).

Les simulations avec des valeurs extrêmes d'humidité volumique du sol, entre 1% et 100%, montrent des variations selon les émissivités verticales à 19 GHz et 37 GHz inférieures à 0,04. Puisque l'incertitude sur ces émissivités sont voisines de 0,02 dans les zones enneigées (*Prigent et al.* (2001)) et que l'humidité est faible hors période de fonte, la valeur est fixée à 1%.

Le manteau est supposé à couche unique, donc la température de la neige correspond à celle du milieu du manteau. La valeur de -4°C sera choisie en accord avec *Durand et al.* (1999). Cette valeur est aussi celle proposée par défaut par le modèle HUT.

L'étude s'appuyant par ailleurs sur les émissivités plutôt que les températures de brillance, la contribution atmosphérique ayant été retirée, il n'y a pas lieu de la considérer.

les résultats des simulations

Les émissivités aux fréquences "fenêtres" de SSM/I (19 GHz, 37 GHz et 85 GHz) à $\theta=53^\circ$ (l'angle de balayage conique de SSM/I) ont donc été simulées.

le rôle de l'épaisseur Comme le montre la figure 1.7, plus le manteau est épais, plus la diffusion est importante. Ce comportement est également lié à la fréquence. Aux fréquences élevées, ici à 85 GHz, dès que les épaisseurs dépassent quelques centimètres, les émissivités diminuent fortement ($\sim -0,015$ par cm d'épaisseur supplémentaire). Au-delà de 40 cm, il y a saturation. À l'inverse, les émissivités à 19 GHz diminuent beaucoup plus faiblement ($\sim -0,001$ par cm) même

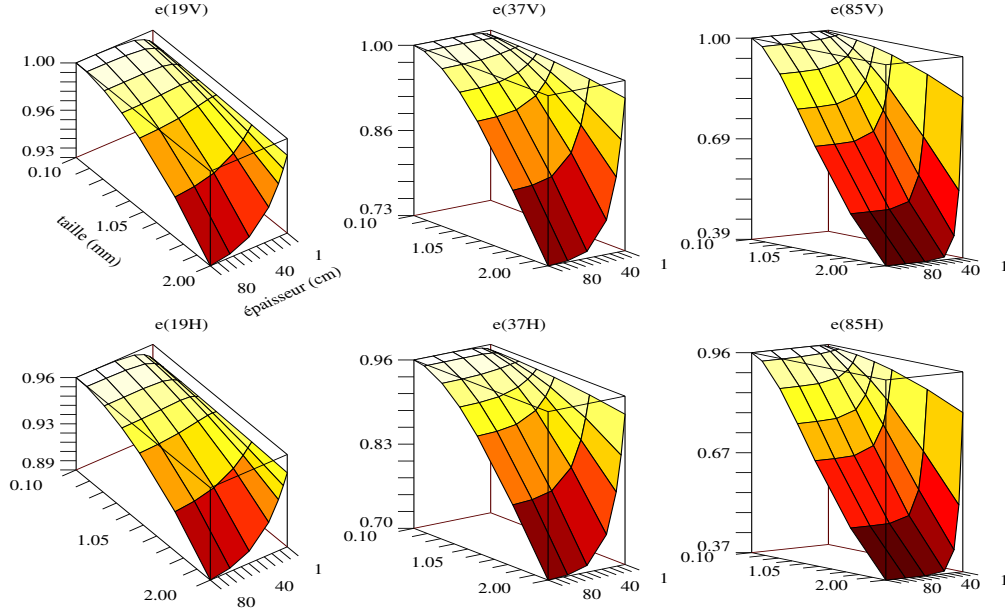


FIG. 1.7: Le comportement des émissivités en fonction de l'épaisseur et de la taille du grain.

pour les flocons les plus gros. Pour une taille de grain de 1 mm, les simulations montrent que les micro-ondes à 19 GHz ne sont pas affectées par la traversée du manteau.

Les figures 1.8 et 1.10 qui représentent, non plus les émissivités, mais les différences des températures de brillances, permettent de discuter la loi de Chang.

Ainsi, le graphe du haut représente $T_b(19H) - T_b(37H)$ multiplié par 1,59 (*Chang et al. (1987)*). D'après leurs travaux, l'épaisseur de la neige est déterminée par

$$e = 1,59 \cdot (T_b(18H) - T_b(36H)) \quad (1.12)$$

Le radiomètre SSM/I disposant des canaux à 19 GHz et à 37 GHz, ce sont ces fréquences qui sont utilisées ici. La relation de Chang n'est donc strictement valable que pour une taille de grain donnée pour une épaisseur donnée, alors qu'elle est couramment appliquée de façon globale.

le rôle de l'humidité volumique La figure 1.9 montre que si les émissivités sont sensibles à l'épaisseur du manteau, elles le sont encore plus à son humidité. Dès qu'elle dépasse 2%, il y a saturation et ceci quelle que soit l'épaisseur : les émissivités ne réagissent plus. Pour les neiges sèches, ce sont les processus de diffusion du rayonnement qui dominent plus que ceux d'absorption par l'eau. Les plus hautes fréquences sont les plus sensibles.

La figure 1.10 montre que si l'on suppose la loi de Chang valide, alors cela impose que l'humidité du manteau croît avec son épaisseur.

Les différences de polarisation aux basses fréquences (19 GHz) sont sensibles à l'humidité (fig. 1.12) et pourraient constituer un bon estimateur de cette grandeur.

le rôle de la taille du grain Les résultats des simulations sur la figure 1.7 montrent que les émissivités micro-onde sont très sensibles à la taille des grains. Plus précisément, au début de

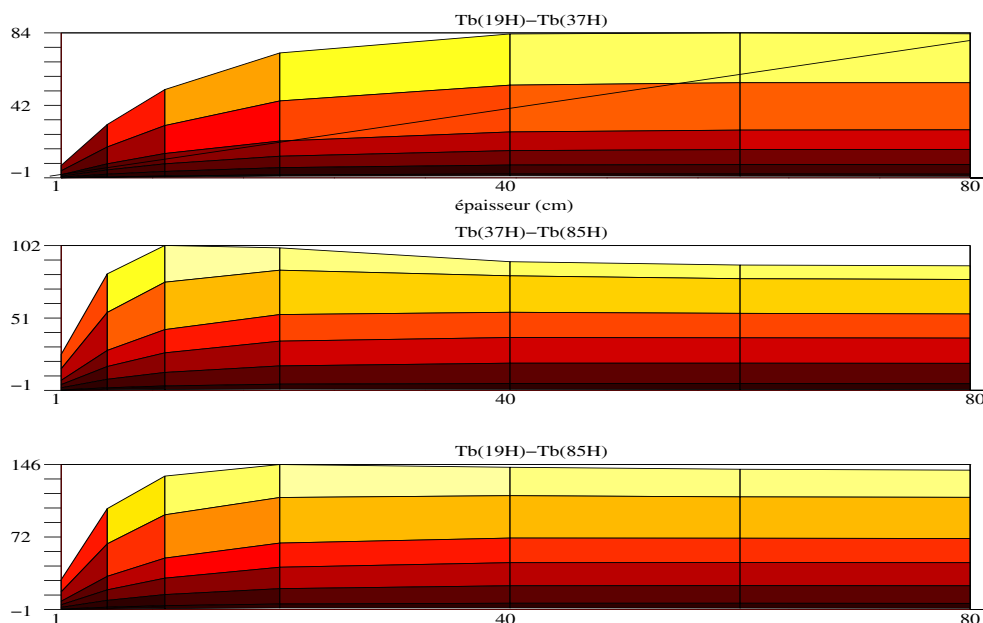


FIG. 1.8: Le comportement des différences de températures de brillance en fonction de l'épaisseur pour 7 tailles de grain différentes (0,1-0,2-0,4-0,7-1,0-1,5-2,0 mm). La droite en noir représente la loi de Chang.

l'hiver, lorsque les grains ont des dimensions inférieures à 1 mm, ce sont surtout les émissivités à 85 GHz qui sont diffusées. Les fréquences plus basses sont moins sensibles. Par contre à la fin de l'hiver, quand le métamorphisme a agi et a provoqué le grossissement des cristaux jusqu'à des tailles de plusieurs millimètres, quelle que soit la fréquence, le rayonnement est diffusé et les émissivités diminuent.

Ce rôle joué par la taille du grain est confirmé même lorsque l'humidité varie.

La figure 1.12 prouve qu'il n'y a pas une grande sensibilité des différences de polarisation à la taille des grains, surtout aux basses fréquences.

le rôle de la végétation La figure 1.13 s'appuie sur les mêmes paramètres que ceux de la figure 1.7. La différence entre ces deux figures provient exclusivement de la présence de végétation fixée à $100 \text{ m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$.

De manière générale, la végétation a une émissivité forte. On constate donc que sa présence est d'autant plus remarquable que les émissivités de la neige sont faibles, c'est à dire pour les hautes fréquences.

En conclusion, au-delà du rôle joué par l'épaisseur de neige dans la diminution du signal micro-onde, la taille du grain et l'humidité du manteau (importante en fin de cycle) sont des éléments clés dans la compréhension des signatures micro-ondes.

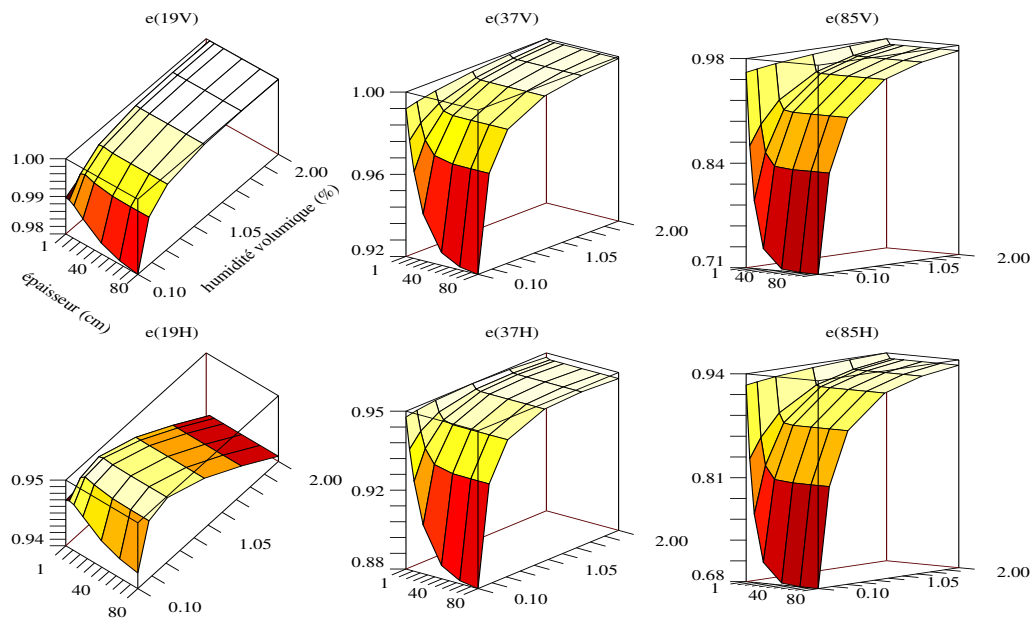


FIG. 1.9: Le comportement des émissivités en fonction de l'épaisseur et de l'humidité.

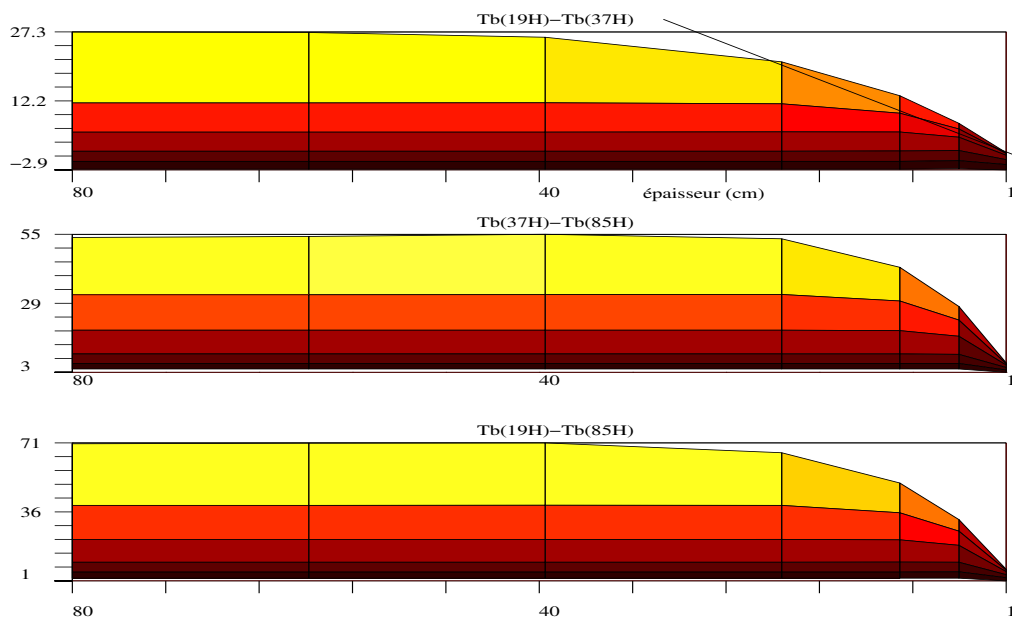


FIG. 1.10: Le comportement des différences de températures de brillance en fonction de l'épaisseur pour 6 valeurs de l'humidité du manteau (0,1-0,2-0,5-1,0-1,5-2,0%). La droite en noir représente la loi de Chang.

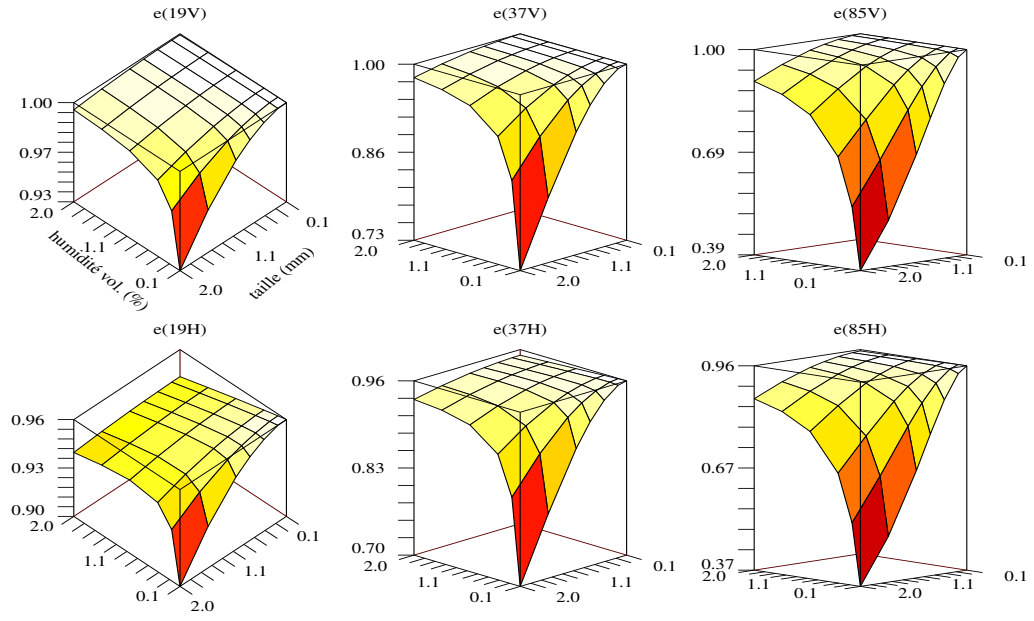


FIG. 1.11: Le comportement des émissivités en fonction de l'humidité et de la taille du grain.

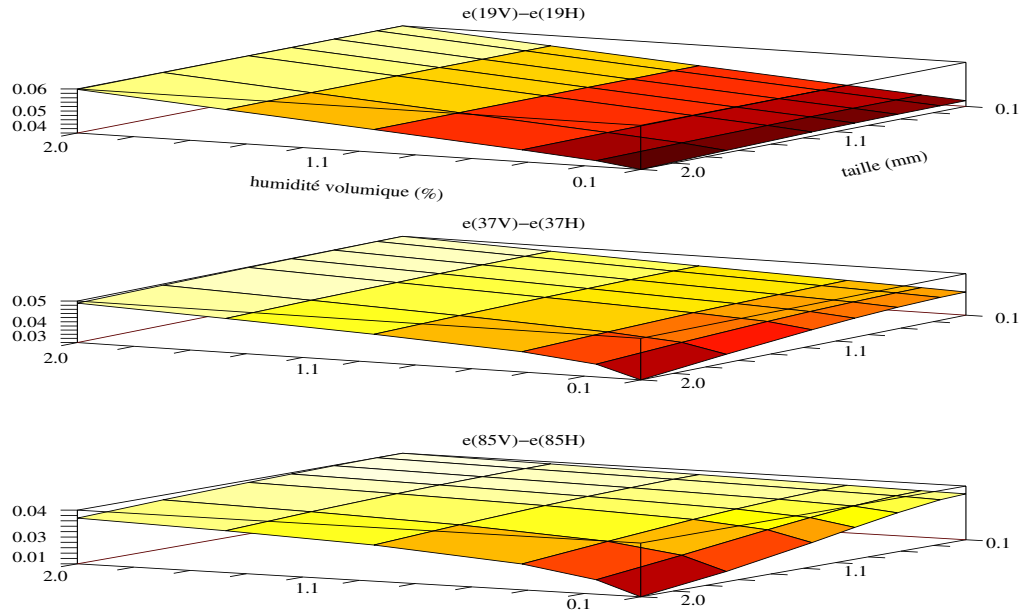


FIG. 1.12: Le comportement des différences de polarisation des émissivités aux fréquences 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz en fonction de l'humidité et de la taille du grain.

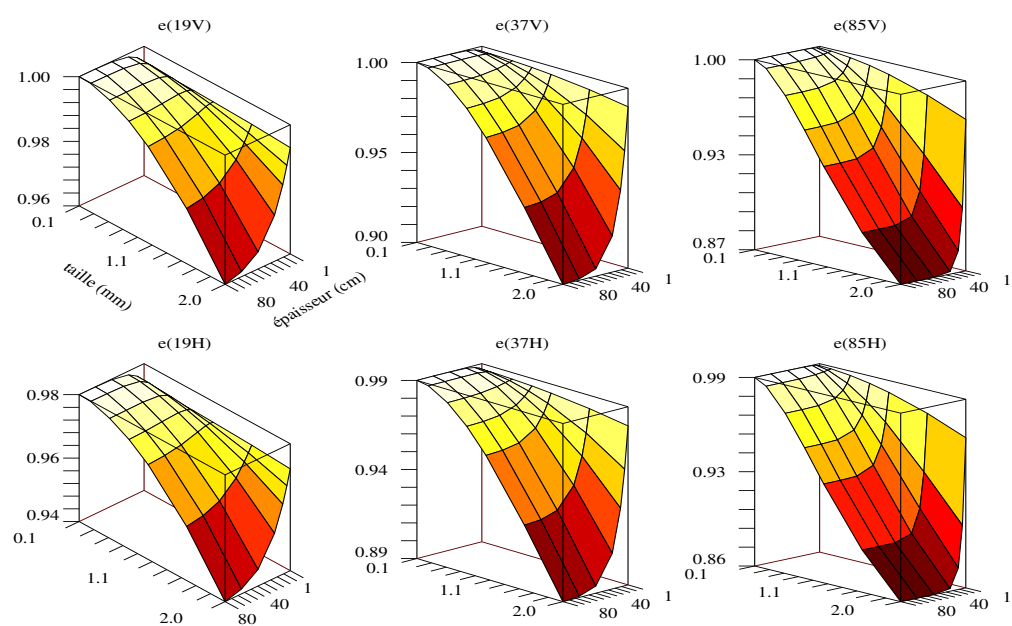


FIG. 1.13: Influence de la végétation : le comportement des émissivités en fonction de l'épaisseur et de la taille du grain.

Chapitre 2

Les données satellites micro-ondes

Sommaire

2.1	Les observations micro-ondes depuis des satellites	37
2.1.1	rappel sur les satellites	37
2.1.2	les sondeurs verticaux	38
2.1.3	les imageurs	39
2.2	L'instrument SSM/I	40
2.2.1	les caractéristiques techniques du radiomètre SSM/I	40
2.2.2	performances du radiomètre	43
2.3	Détermination des émissivités micro-ondes	43
2.3.1	méthode de calcul	43
2.3.2	incertitudes sur les émissivités calculées	46

Ce chapitre est consacré aux données micro-ondes sur lesquelles vont s'appuyer l'essentiel des travaux effectués dans le cadre de cette thèse. Après quelques rappels généraux, une section sera consacrée à l'instrument SSM/I qui a fourni les observations de températures de brillance, à partir desquelles ont été déduites les émissivités. Cette détermination des émissivités micro-onde fait l'objet de la dernière section de ce chapitre.

2.1 Les observations micro-ondes depuis des satellites

2.1.1 rappel sur les satellites

Les satellites d'observation de la Terre se scindent en deux grandes familles : les satellites géostationnaires et les orbiteurs polaires.

Par leur position sur l'orbite géosynchrone¹, les satellites géostationnaires se déplacent à la même vitesse que tourne la Terre. Ce sont donc des satellites destinés à l'observation en continu d'une zone géographique spécifique. Puisque seuls 42% de la surface sont accessibles pour un satellite unique, c'est souvent une constellation – GOES, Meteosat, etc. – qui est placée sur orbite pour assurer la couverture du globe, exception faite des régions polaires.

Si l'on veut accéder à ces régions, il faut opter pour une orbite polaire. Le satellite n'est alors plus

¹orbite circulaire képlerienne dans plan de l'équateur à $\sim 35\,800$ km d'altitude

fixe par rapport à un point de la Terre et défile d'un pôle à l'autre. La continuité de l'observation d'une région est donc perdue. Toutefois, en adaptant l'inclinaison et l'altitude de son orbite, on peut faire défiler le satellite de façon à ce qu'il passe au-dessus de chaque point du globe. Pour une répétitivité suffisante, afin de disposer des informations régulièrement (de quelques jours à un mois), la période doit être choisie à travers l'altitude du satellite :

$$\frac{T^2}{a^3} = \frac{4\pi^2}{GM_{\oplus}} \quad (\text{d'après Képler en 1619 dans } \textit{Harmonice Mundi})$$

avec T , la période, a , le demi-grand axe (c'est-à-dire le rayon dans le cas d'une orbite circulaire) et GM_{\oplus} , la constante de gravitation de la Terre. L'orbite ne doit pas être trop basse (*i.e.* inférieure à 500 km) pour limiter les frottements atmosphériques, ni trop haute pour avoir une résolution spatiale suffisante. Afin d'observer un point de la surface toujours à la même heure (l'heure solaire locale du nœud ascendant), il faut que l'inclinaison soit supérieure à 90° (même précession que le Soleil) et que l'altitude du satellite soit inférieure à 12 400 km (pour une description plus complète de l'orbitographie, on recommandera le site internet http://artemis.univ-mrs.fr/cybermecca/Formcont/mecaspa/COURS_SA/COURSAT.HTM).

La résolution spatiale de l'instrument à bord du satellite est inversement proportionnelle au diamètre de l'antenne réceptrice. Ainsi pour des raisons d'encombrement et de poids, on limite si possible l'altitude du satellite.

Il n'existe pas à l'heure actuelle de radiomètres micro-ondes à bord de satellites géostationnaires essentiellement à cause de la difficulté d'obtenir des résolutions spatiales suffisantes avec des tailles d'antenne raisonnables, mais des projets sont à l'étude.

Les radiomètres micro-ondes embarqués à bord des satellites pour l'observation de la Terre peuvent se séparer en deux catégories : les sondeurs/profileurs qui sont spécialisés dans la description verticale des profils de température, d'humidité, de concentration de molécules (information en 3 dimensions), et les imageurs qui sont conçus pour obtenir des informations en 2 dimensions sur la surface terrestre ou sur des quantités atmosphériques intégrées sur la verticale (par exemple, contenu intégré en vapeur d'eau dans l'atmosphère ou en eau liquide dans les nuages).

2.1.2 les sondeurs verticaux

Les instruments sondeurs ont pour objectif d'analyser l'atmosphère en 3 dimensions. En micro-onde entre 20 et 200 GHz, l'analyse porte sur les profils d'humidité et de température. Pour pouvoir accéder aux informations contenues dans les couches situées à des altitudes différentes, et plus exactement à des pressions différentes, l'observation se fait à différentes fréquences plus ou moins proches du centre d'une raie d'absorption. En effet, plus la fréquence d'observation est proche de la fréquence de résonance, plus l'absorption est importante. Ainsi, une observation faite à cette fréquence concernera les couches supérieures de l'atmosphère. Pour reconstituer le profil vertical de la grandeur atmosphérique recherchée, on utilise la notion de *fonctions de poids*

$$P(\nu, z) = \frac{dT(\nu, z)}{dz}$$

qui sont les dérivées verticales de la transmittance $T(\nu, z)$ à la fréquence ν (Eyre (1989)).

En utilisant une famille de fréquences plus ou moins proches du pic d'absorption, on peut construire le profil vertical de l'atmosphère. La figure 2.1 présente les fonctions de poids pour les 14 premiers canaux de l'instrument AMSU-A, successeur de MSU (1978), avec AMSU-B. On

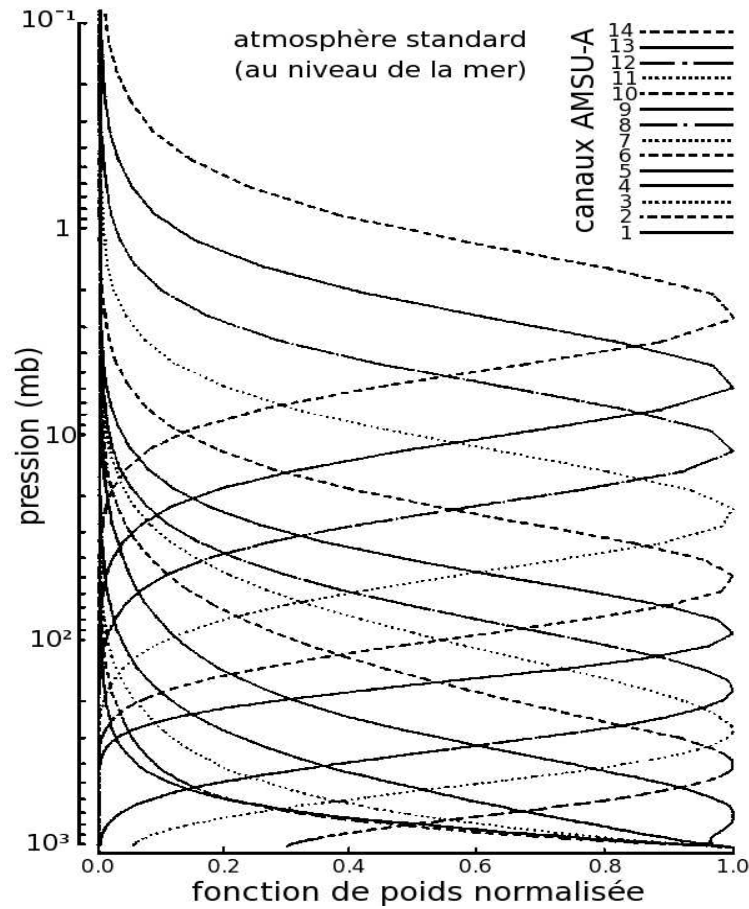


FIG. 2.1: Les fonctions de poids normalisées des 14 premiers canaux d'AMSU-A.

remarquera la qualité de l'échantillonnage vertical de l'atmosphère.

Le choix de la raie se fait selon le paramètre à déterminer. On accède ainsi au profil de la température en analysant des raies O_2 et au profil en vapeur d'eau en analysant des raies H_2O .

2.1.3 les imageurs

À la différence des sondeurs verticaux, les imageurs sont essentiellement destinés à l'observation de paramètres en 2 dimensions. Toutes les observations sont effectuées dans les mêmes conditions de visée (même angle d'observation pour tous les pixels).

Les imageurs observent généralement hors des raies fortes d'absorption, *i.e.* dans des fenêtres atmosphériques. L'image se construit ligne à ligne, toujours avec le même angle d'observation, par la rotation d'un miroir qui balaie la surface terrestre et qui focalise le rayonnement ainsi perçu vers les cornets des chaînes de réception. Chacune de ces chaînes est associée à une fréquence spécifique d'observation (*Abba* (1990)). Une description plus détaillée du fonctionnement des imageurs est faite dans le paragraphe suivant, avec l'instrument SSM/I, pierre angulaire de ces travaux.

2.2 L'instrument SSM/I

Le premier radiomètre *Special Sensor Microwave/Imager* (SSM/I) fut intégré à bord du satellite *Flight-8* du *Defense Meteorological Satellite Program* (DMSP). Ce satellite était placé sur une orbite circulaire, quasi-polaire ($98,8^\circ$) et héliosynchrone à une altitude de 860 km et d'une période de 102 minutes. Pour assurer le suivi temporel des observations, on a eu recours à une famille de satellites possédant des éléments orbitaux similaires. Quand un satellite arrive en fin de vie, le relais est assuré par un nouveau satellite aux mêmes caractéristiques.

Sur la période concernée par cette étude, ce sont les successeurs F-10 et F-11 qui ont été employés. Les caractéristiques précises de leur orbite sont rappelées dans le tableau 2.1. Suite à un problème dans la mise en orbite, le vol F-10 n'a pas pu être placé en orbite héliosynchrone, et présentait, à cause d'une orbite plus elliptique que prévue, une dérive du noeud ascendant. Cela ne l'a pas empêché de mener à bien sa mission d'observation.

	F-10	F-11
domaine d'altitude (km)	841-728	841-878
inclinaison	$98,8^\circ$	$98,8^\circ$
période (min)	100,5	101,9
excentricité	0,0078	0,00129
précision du pointage	$0,01^\circ$	$0,01^\circ$
stabilité	$< 0,03^\circ.s^{-1}$	$< 0,03^\circ.s^{-1}$
passage au noeud ascendant (HL)	19 :42 (*)	18 :11
lancement	1er décembre 1990	28 novembre 1991

TAB. 2.1: Paramètres orbitaux et d'attitude des vols F-10 et F-11 du DMSP. (*) à la date de la mise en service, car suite à une erreur dans la mise en orbite, l'heure de passage à l'équateur augmentait de 45 minutes par an.

2.2.1 les caractéristiques techniques du radiomètre SSM/I

L'instrument utilise une antenne parabolique excentrée de 61 cm×66 cm pour collecter les radiations micro-ondes. L'antenne tourne sur elle-même avec une période de 1,9 s et sous un angle de 45° par rapport au déplacement. Cette orientation de l'antenne permet d'avoir toujours un angle d'incidence avec la Terre de 53° (qui correspond à peu près à l'angle de Brewster de l'eau pour les fréquences observées). La figure 2.2 illustre les caractéristiques géométriques de la mesure. Au cours de cette rotation, deux dispositifs permettent d'avoir une référence à une source chaude (300 K) et à une source froide (les 3 K du fond diffus cosmologique). Cela calibre donc le détecteur à chaque tour (*Raytheon* (1999)). Le collecteur focalise le rayonnement vers sept cornets associés aux sept canaux micro-ondes observant l'atmosphère et la surface de la Terre aux fréquences 19,35 GHz, 22,235 GHz, 37,0 GHz et 85,5 GHz, tous en polarisations verticales et horizontales, exception faite du canal à 22 GHz qui ne fonctionne qu'en polarisation verticale (*Hollinger et al.* (1987); *Hollinger et al.* (1990)). Ce canal à 22 GHz est centré sur une raie d'absorption de la vapeur d'eau. L'objet de ces travaux étant l'imagerie du sol pour en retirer les propriétés micro-ondes de la neige, ce canal ne sera pas utilisé ici. Les six canaux restant pourront être désignés, dans un souci de simplicité, par 19V, 19H, 37V, 37H, 85V et 85H.

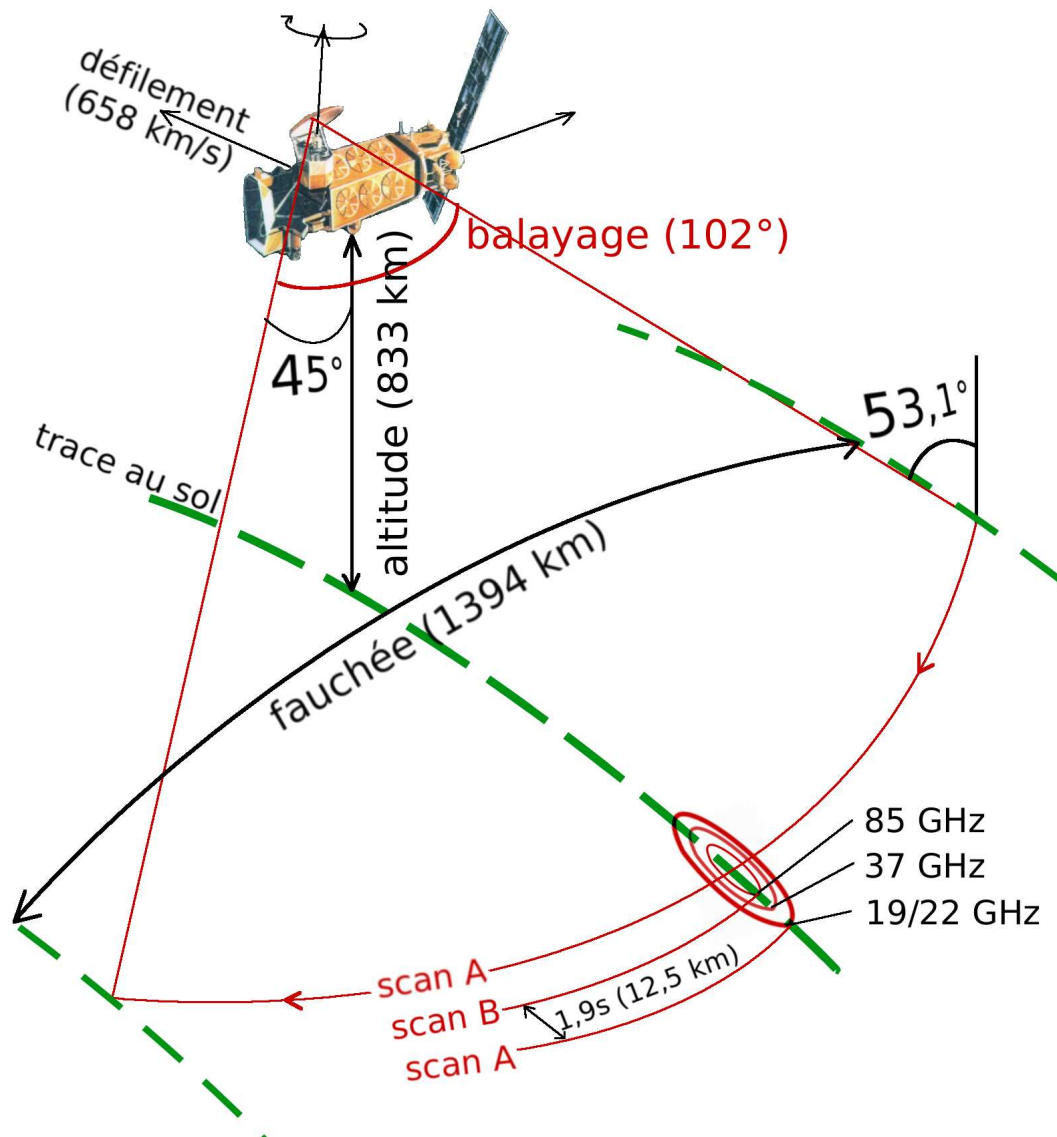


FIG. 2.2: Considérations géométriques de la mesure SSM/I.

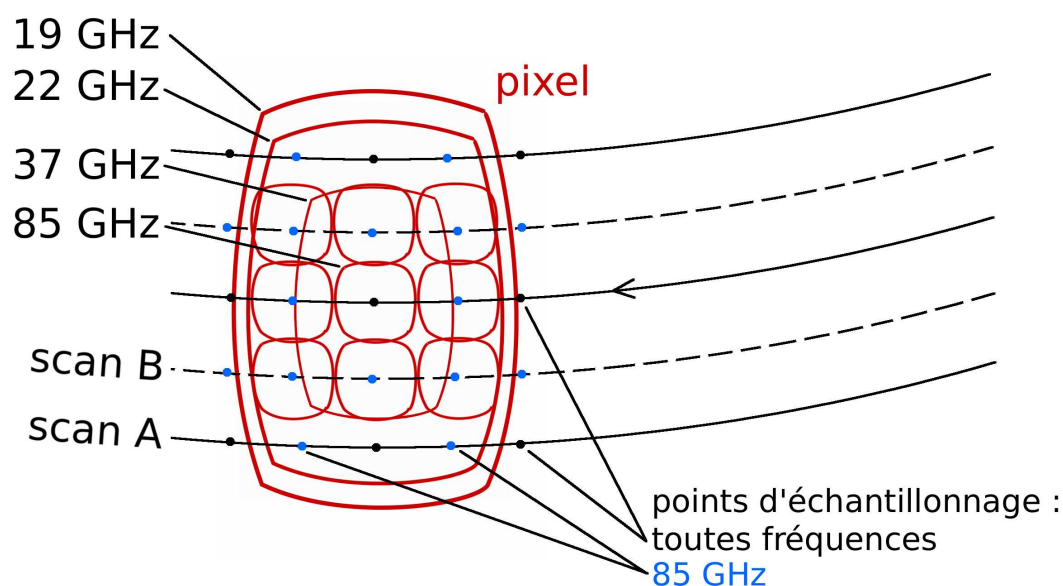


FIG. 2.3: Résolutions spatiales et balayages de SSM/I en fonction de la fréquence (*Spencer et al. (1989)*).

L'ouverture angulaire², θ , d'une antenne réceptrice circulaire est donnée par la relation

$$\theta = 1,22 \cdot \frac{\lambda}{D}$$

où λ , est la longueur d'onde du rayonnement observé et D , la dimension caractéristique. La largeur de la fauchée est constante (1 392 km). Suite au ré-échantillonnage à 85 GHz, le nombre de pixel est de 128 à 85 GHz et de 64 aux autres fréquences. À 85 GHz, un deuxième balayage (scan B) permet un double échantillonnage parallèlement à la direction de vol du satellite (figure 2.3).

fréquence (GHz)	19,35	22,235	37,0	85,5
longueur d'onde (cm)	1,55	1,35	0,81	0,35
temps d'intégration (ms)	7,95	7,95	7,95	3,89
tâche au sol à 3 dB (km ²)	69×43	50×40	37×28	15×13
échantillonnage spatial (km)	25	25	25	12,5

TAB. 2.2: Résumé des caractéristiques des mesures SSM/I.

Le tableau 2.2 résume les différentes fréquences de fonctionnement de SSM/I, le temps pendant lequel chaque échantillon est intégré et la résolution donnée par la largeur à mi-hauteur de la puissance du faisceau (3 dB).

²au sens de la tâche d'Airy

2.2.2 performances du radiomètre

Les travaux de *Wentz* (1997) ont permis de montrer qu'en l'absence de pluie, la précision de la calibration absolue du détecteur SSM/I est inférieure à 1 K, mais puisque deux instruments sont en service pendant la période concernée par cette étude (F-10 et F-11), il est nécessaire de vérifier la validité des observations faites à partir de ces deux détecteurs.

Dans un premier temps, *Wentz* (1997) atteste de la grande stabilité du radiomètre embarqué sur F-8 en s'appuyant sur des observations faites sur l'océan. Ensuite, grâce à l'intercomparaison des détecteurs sur F-8 et F-10, *Colton and Poe* (1999) mettent en évidence que les écarts des températures de brillance de cibles stables telles que la forêt amazonienne, le désert d'Arabie ou l'océan calme, sont faibles (typiquement inférieurs à 1 K). Ceci valide donc la cohérence des observations faites par cette série de radiomètres.

2.3 Détermination des émissivités micro-ondes

Comme cela a été évoqué au Chapitre 1, la capacité qu'a un matériau à rayonner est déterminée par son émissivité. Celle-ci se détermine comme

$$e(\theta, \phi) = \frac{T_b(\theta, \phi)}{T}$$

où T_b est la température de brillance selon la direction (θ, ϕ) et T , la température thermodynamique.

Les températures de brillances micro-ondes sont souvent directement utilisées pour la caractérisation des surfaces continentales. C'est alors négliger :

1. la contribution de l'atmosphère au signal observé. Or celle ci varie avec les situations météorologiques et avec la fréquence d'observation,
2. la modulation du signal de surface par la température de surface ainsi que ses variations spatiales et temporelles (diurnes et saisonnières).

Dans ce travail, afin de s'affranchir des variabilités de l'atmosphère et des températures de surface, on va chercher à avoir directement accès à l'information de surface (et elle seule) par le biais de l'émissivité de cette surface.

2.3.1 méthode de calcul

Des estimations d'émissivité de surface à partir des mesures *in situ* et aéroportées ont déjà été effectuées. *Hewison and English* (1999) ont menés des campagnes sur les surfaces enneigées et couvertes de glace en Finlande puis sur la forêt et les zones agricoles suédoises (*Hewison* (2001)) à 24 GHz, 50 GHz, 89 GHz et 150 GHz. Par ailleurs, des mesures ont été faites directement au niveau du sol. Ainsi, les travaux de *Wigneron et al.* (1997), de *Calvet et al.* (1995) et de *Mätzler* (1990), pour ne citer qu'eux, ont porté sur différents types de végétation allant des zones arides aux zones à forte densité de végétation. D'autres ont concerné la neige comme *Mätzler* (1994).

Ces mesures réalisées à une échelle relativement limitée, ne peuvent être directement transposées à une échelle plus grande, c'est-à-dire compatible avec les observations satellites, sans

quelques difficultés. Le problème vient du passage à la moyenne statistique sur un ensemble présentant de fortes fluctuations.

En effet, la variabilité spatiale d'une surface continentale est importante, du moins comparée à celle de la surface des océans. À la résolution spatiale des observations micro-ondes faites par l'instrument SSM/I (quelques centaines de km², tab. 2.2), le signal radiométrique mesuré correspond rarement à une surface parfaitement homogène. L'émissivité déduite des observations est donc qualifiée d'*effective*.

Des estimations des émissivités des surfaces continentales à partir d'observations satellites ont donc été réalisées à des échelles régionales (*Morland et al.* (2001),(2000) ; *Jones and Haar* (1997) ; *Felde and Pickle* (1995) ; *Choudhury* (1993)) et globales (*Prigent et al.* (2000),(1998),(1997)).

On a vu, au Chapitre 1, que l'équation de transfert radiatif pour une atmosphère non-diffusante peut être exprimée en termes de températures de brillance pour un angle d'incidence θ , une fréquence ν et une polarisation p :

$$T_B(\theta, \nu, p) = \varepsilon(\theta, \nu, p)T_s \cdot e^{-\mu\tau(0, r \rightarrow \infty)} + (1 - \varepsilon(\theta, \nu, p))T \downarrow \cdot e^{-\mu\tau(0, r \rightarrow \infty)} + T \uparrow \quad (2.1)$$

Cette équation repose sur l'hypothèse, que la surface émettrice est spéculaire, c'est-à-dire plane et respectant les lois de réflexion de Descartes, par opposition à une surface lambertienne qui diffuse isotropiquement dans toutes les directions θ (fig. 2.4). Mais l'hypothèse d'une surface spéculaire est-elle valable ?

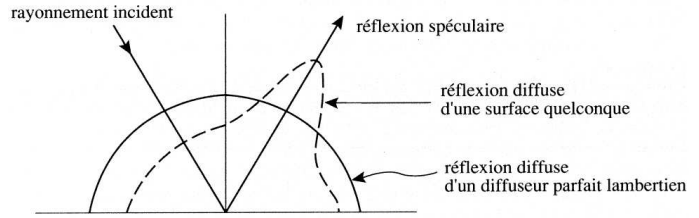


FIG. 2.4: Indicateur de réflexion illustrant les notions de surfaces spéculaire et lambertienne. (*Bonn and Rochon* (1992))

Mätzler (2004) indique qu'à conditions atmosphériques identiques, le rayonnement émis par une surface lambertienne est plus important que celui émis par une surface spéculaire lorsque l'observation se fait proche du nadir, induisant une surestimation des émissivités calculées dans l'approximation spéculaire. Toutefois, les travaux de *Karbou and Prigent* (2005) portant sur le radiomètre AMSU, ont montré que plus l'émissivité de la surface était élevée, plus la distinction entre ces deux types de surfaces était faible. Ainsi, lorsque le calcul de l'émissivité porte sur des valeurs supérieures à 0,9, la différence entre l'émissivité spéculaire et lambertienne devient inférieure à 1%. Par ailleurs, *Karbou et al.* (2004) attestent d'un très bon accord entre les émissivités déterminées à partir d'AMSU et celles de SSM/I sur les deux types de surface, spéculaire (zone désertique) et lambertienne (zone à forte densité de végétation).

L'hypothèse d'une surface spéculaire pour le calcul de la température de brillance (eq. 2.1) est donc valide.

De l'équation 2.1, l'émissivité est donnée par

$$\varepsilon(\theta, \nu, p) = \frac{T_B(\theta, \nu, p) - T \uparrow - T \downarrow \cdot e^{-\mu\tau(0, r \rightarrow \infty)}}{(T_s - T \downarrow) \cdot e^{-\mu\tau(0, r \rightarrow \infty)}} \quad (2.2)$$

Aux fréquences d'observations de SSM/I, le rayonnement parvient uniquement des couches supérieures de la surface. En effet, la profondeur de pénétration est de l'ordre de la longueur d'onde dans le cas d'un sol sec et moins lorsqu'il est humide (*Choudhury* (1993)).

Cela a trois conséquences :

1. l'absence de diffusion volumique
2. lorsque le sol n'est pas recouvert de neige, la température de surface est très proche de la température de peau (*skin temperature*) mesurée par l'infrarouge
3. en cas de surface plane, la réflexion est spéculaire

Dans la réalité, selon les milieux, ces hypothèses ne sont pas parfaitement respectées et on parlera d'émissivité *effective* évoquée précédemment.

La méthode utilisée pour la résolution de l'équation 2.2 aux fréquences de SSM/I consiste à s'appuyer sur les données appropriées de l'ISCCP et sur les réanalyses NCEP en coïncidence et à utiliser un modèle de transfert radiatif.

Le modèle de transfert radiatif qui a permis d'obtenir les émissivités micro-ondes utilisées dans cette thèse est le modèle *MPM 93* (Liebe et al. (1993)). C'est un modèle de transfert adapté au domaine des fréquences relativement faibles (<100 GHz) couvert par SSM/I et situées dans les fenêtres micro-ondes. Ainsi, à la différence d'un modèle de transfert radiatif plus complexe prenant en compte d'autres paramètres comme la présence d'espèces moléculaires peu abondantes (Pardo et al. (2001)), dont l'utilisation se justifie dans le cas de sondages atmosphériques, comme par exemple avec AMSU (Karbou et al. (2004)), ici un modèle plus basique, et donc moins coûteux en temps de calcul, a été utilisé pour déterminer les émissivités. L'évaluation du modèle MPM 93 s'est faite en comparaison avec des mesures aéroportées ayant donné entière satisfaction. L'une des faiblesses de ce modèle, comme pour beaucoup d'autres, est la prise en compte des nuages. En effet, bien que les processus rayonnement-matière soient assez bien compris, l'information sur la structure interne des nuages dans la scène est très limitée. Par conséquent, les modèles ne peuvent donc pas faire des prédictions suffisamment fiables. Les émissivités n'ont donc été calculées qu'en ciel sans nuage.

Pour ce faire, il a fallu identifier les situations de ciel clair. La climatologie ISCCP, qui permet la classification des nuages et renseigne sur des paramètres tels que la température, l'épaisseur optique ou encore la pression au sommet du nuage, a été utilisée. L'ensemble des grandeurs mises à disposition par l'ISCCP sont obtenues par analyse radiative des mesures provenant des satellites géostationnaires et polaires opérant dans le visible ($\sim 0,6 \mu\text{m}$) et l'infrarouge ($\sim 11 \mu\text{m}$) (Rossow and Schiffer (1991)). Les paramètres de couverture nuageuse et de température de surface sont ainsi échantillonnés à 30 km toutes les 3 heures³. Une description détaillée de cette climatologie est faite par Rossow et al. (1996).

Dans le cadre des travaux qui ont été menés, elle a permis de distinguer les situations non nuageuses. La méthode de détection des nuages est décrite par Rossow and Garder (1993a) et évaluée par Rossow and Garder (1993b).

Une estimation précise de la température de la surface est alors accessible. Celle-ci est déduite des luminances infrarouge mesurées en ciel clair ainsi que des profils atmosphériques de température et d'humidité par les sondeurs TOVS.

Pour déduire les émissivités en un point, il a fallu s'assurer de la compatibilité des grilles ISCCP et SSM/I. Avec un espacement de 25 à 30 km de pas de grille fourni par l'ISCCP, celle-ci est pleinement compatible avec les observations SSM/I échantillonnées à 25 km (tab. 2.2). C'est pour cette raison qu'une grille divisant la Terre en cellules d'aire égale de 771 km^2 est utilisée pour repérer l'ensemble des données traitées. Cette grille contient ainsi 660 066 de ces cellules.

³jeu de données DX

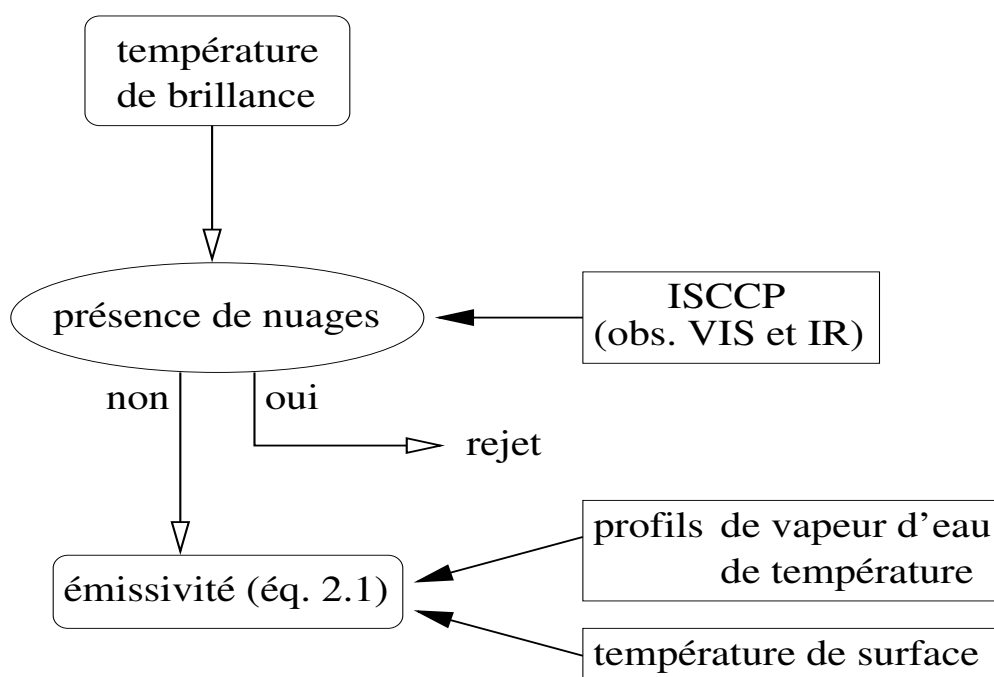


FIG. 2.5: Schéma de la procédure de détermination des émissivités micro-ondes à partir des observations SSM/I.

Pour chaque observations SSM/I, la même procédure a été suivie : en chaque pixel SSM/I, de jour comme de nuit, les données DX qui encadrent l'heure de passage du DMSP sont retenues pour interpolation. Ensuite, les situations de ciel clair ou, éventuellement, présentant seulement des nuages d'altitude, dont la température du sommet est inférieure à 260 K avec une épaisseur optique inférieure à l'unité, sont prises en compte (*Prigent et al. (1997)*). En effet, ces nuages d'altitude, donc froids, et fins comme les *cirrus*, ne provoquent pas d'absorption des micro-ondes (glace) et, par leur faible épaisseur, les diffusent peu. En tolérant la présence de ces nuages, cela permet d'augmenter le nombre de situations sans dégrader la précision des émissivités déduites. Le schéma de cette procédure est reproduit en figure 2.5.

L'équation 2.2 est finalement résolue pour chaque canal de SSM/I et les moyennes et les écart-type des émissivités sont calculées.

2.3.2 incertitudes sur les émissivités calculées

L'équation 2.2 montre que le nombre de facteurs intervenant dans le calcul de l'émissivité est important. Chacun d'eux constitue ainsi une source d'incertitude.

D'abord, la **température de surface**, T_s , qui est issue des données de l'ISCCP. *Rossow and Garder (1993b)* ont montré que les mesures de températures de surface au-dessus des océans sont en bon accord avec celles faites par d'autres moyens : les différences sont de ~ 2 K. Cette valeur est la résultante des incertitudes liées à la détection des nuages, à la calibration des luminances

observées par les satellites, au traitement de l'absorption par la vapeur d'eau dans les modèles de transfert radiatif, à l'hypothèse faite d'une émissivité égale à 1,00 au lieu d'une valeur plus réaliste de 0,98, ainsi qu'à la distinction existante, mais non prise en compte, entre la température de la dernière couche de la surface (température *de peau*) et la température des dernières couches. Pour ces mêmes raisons, l'incertitude sur les températures de surfaces continentales serait ainsi du même ordre. Toutefois, deux sources supplémentaires s'ajoutent : l'amplitude thermique journalière, plus importante sur les terres que sur les mers, et l'inertie thermique, plus faible sur les terres. L'incertitude liée à la température de surface des surfaces continentales est alors de 4 K. Par ailleurs, l'hypothèse d'une émissivité infrarouge de 1,00 au lieu de 0,98, faite sur les océans est un peu plus mise à mal par des émissivités de surfaces continentales plutôt de l'ordre de 0,95 sur les sols secs ou rocheux et voisines de l'unité sur les zones de végétation (*Salisbury and D'Aria* (1992)). Cela a comme conséquence de sous-estimer la température de 6 à 8 K au maximum (*Ottle and Stoll* (1993)) mais plus souvent de moins de 4 K pour la plupart des matériaux (*Prigent et al.* (1997)). Néanmoins, cette incertitude est diminuée de 25 à 50% par compensation de la réduction du rayonnement émis montant, par le rayonnement de la surface due à l'émission atmosphérique infra-rouge descendante. *In fine*, la variabilité effective de la température de surface est inférieure à 2 K. Ainsi, la sensibilité des émissivités micro-ondes à la température de surface se calcule par

$$\left| \frac{d\varepsilon}{dT_s} \right| = \left| - \frac{T_B - T \uparrow - T \downarrow \cdot e^{-\mu\tau}}{(T_s - T \downarrow)^2 \cdot e^{-\mu\tau}} \right|$$

À partir d'une incertitude de 4 K sur les températures ISCCP, l'écart-type sur les émissivités est de 0,024.

Ensuite, **la température de brillance**, T_B , qui est mesurée par SSM/I. *Hollinger et al.* (1990) puis *Wentz* (1997) ont évalué les caractéristiques radiométriques de l'instrument à bord du F-8, compte-tenu de la conception à l'identique des instruments embarqués sur F-10 et F-11, les radiomètres concernant ces travaux sont supposés avoir une même sensibilité. La relation suivante

$$\Delta T = \frac{\eta T_{\text{sys}}}{\sqrt{\Delta\nu\tau}}$$

donne la sensibilité radiométrique en fonction de

- T_{sys} , la température du système,
- $\Delta\nu$, la bande passante,
- τ , le temps d'intégration,
- ν , un facteur supérieur ou égal à 1, dépendant du radiomètre utilisé (*Abba* (1990)).

Compte-tenu des valeurs propres à SSM/I, la résolution radiométrique est de 0,6 K et offrirait de faibles incertitudes sur les émissivités déduites si la précision sur la calibration absolue de SSM/I n'était pas de ± 1 K (*Wentz* (1997)), contribuant ainsi majoritairement à l'incertitude générale sur les estimations d'émissivités. Ainsi de la relation

$$\left| \frac{d\varepsilon}{dT_B} \right| = \left| \frac{1}{(T_s - T \downarrow) \cdot e^{-\mu\tau}} \right|$$

on déduit qu'à 19 GHz et 37 GHz, elles sont de $0,004 \text{ K}^{-1}$ et de $0,006 \text{ K}^{-1}$ à 85 GHz (*Prigent et al.* (1997)).

Enfin, **le contenu en vapeur d'eau** influence l'estimation des émissivités. La détermination de cette contribution se fait en modifiant le profil vertical d'humidité dans chaque couche. Selon le

type d'atmosphère choisi (*standard U.S.*, *tropical* ou *subarctique*), l'humidité varie. C'est le canal à 85 GHz qui, comme on pouvait s'y attendre, montre la plus grande sensibilité. Par ailleurs, plus les émissivités sont faibles, plus la sensibilité aux incertitudes sur le profil en vapeur d'eau est grande à cause de la contribution plus faible de la surface à la luminance mesurée. Ainsi, avec une incertitude de 30% sur les mesures de vapeur d'eau, les erreurs commises sur les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz sont de l'ordre de 0,001 et de 0,007 à 85 GHz aux latitudes concernées par l'enneigement des surfaces continentales, c'est-à-dire avec l'atmosphère *subarctique* (Prigent et al. (1997)).

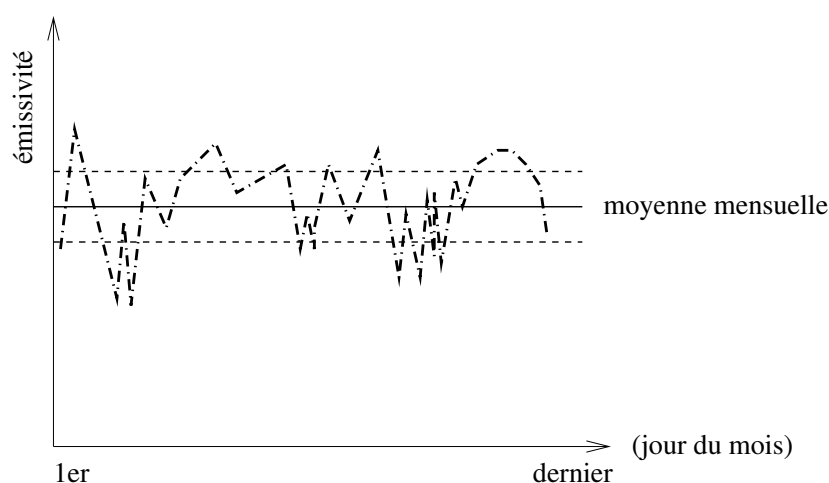


FIG. 2.6: La calcul de l'émissivité mensuelle en un point donné se fait sur les jours de ciel clair. L'incertitude sur la moyenne mensuelle déterminée s'appuie sur l'hypothèse que l'émissivité est constante durant le mois et que les fluctuations sont dues au bruit de la mesure.

Au final, l'incertitude sur les estimations d'émissivités dans les conditions de température et d'humidité de l'atmosphère existante dans le domaine de ces travaux est de l'ordre de 0,015 à 19 GHz et 37 GHz et de 0,03 à 85 GHz. Elles sont concrètement déterminées par les fluctuations des émissivités en chaque pixel au cours d'un mois comme le schématise la figure 2.6. Ce ne sont là que des valeurs indicatrices résumant grossièrement la description qui en est faite précédemment, elles ont l'avantage de fixer les idées quant à la réalité d'une signature. Une approche ultérieure plus fine consisterait à utiliser également les déviations standard.

La figure 2.7 présente la carte des émissivités micro-ondes mensuelles à 37 GHz-H et leurs déviations standard associées en janvier 1993 établie selon le protocole qui vient d'être exposé. D'autres cartes sont disponibles dans ce document sur la planche 4.1.

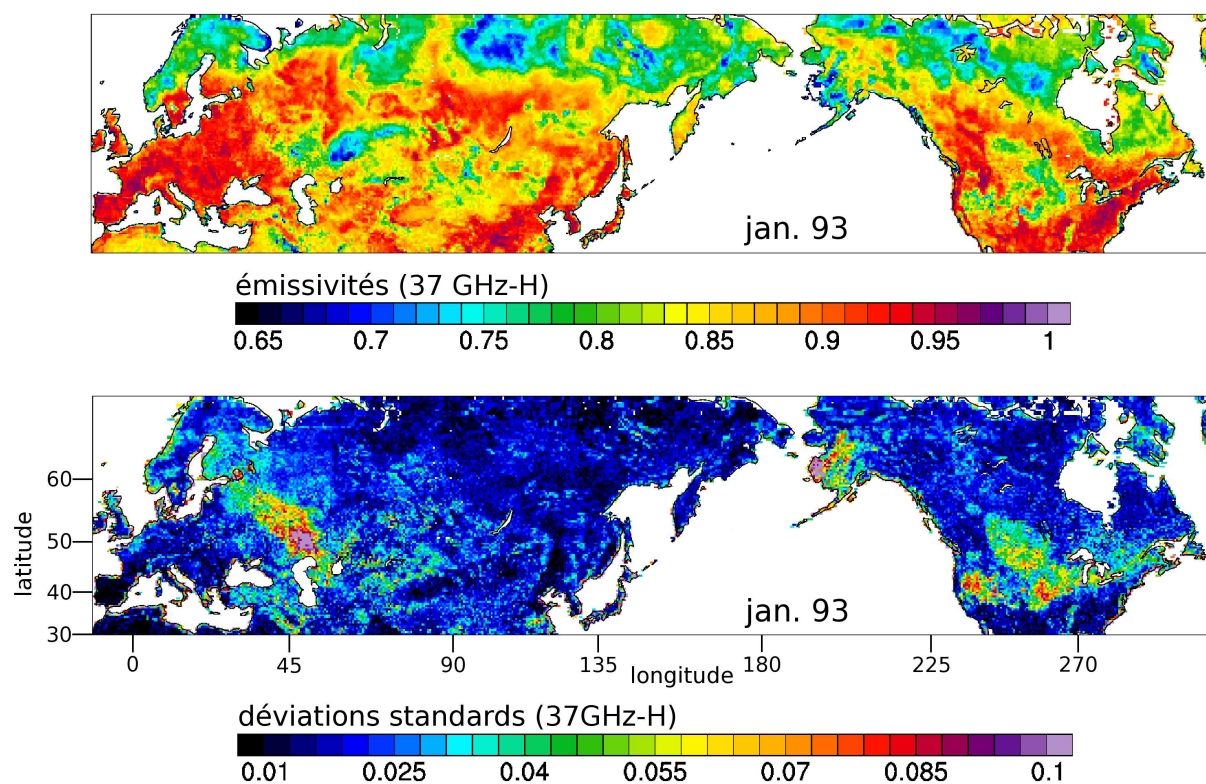


FIG. 2.7: Carte des émissivités micro-ondes à 37 GHz en polarisation H et des déviations standards associées en janvier 1993, déduites des températures de brillances mesurées par SSM/I.

Chapitre 3

Données *in situ* et données auxiliaires

Sommaire

3.1	Les données <i>in situ</i> utilisées	51
3.1.1	l'épaisseur des manteaux neigeux	52
3.1.2	l'équivalent en eau liquide	53
3.2	Données de modèle de circulation générale	56
3.2.1	le modèle ISBA	56
3.2.2	les épaisseurs de neige modélisées	57
3.3	Autres données satellites	59
3.3.1	les réflectances visible et proche infra-rouge	59
3.3.2	les rétro-diffusions micro-ondes	60
3.4	Données géographiques et climatiques	63
3.4.1	la topographie	63
3.4.2	classification de la végétation	63
3.4.3	classification de la neige	66

L'objectif des travaux présentés dans le cadre de cette thèse est de permettre la caractérisation du manteau neigeux en vue d'applications principalement météorologiques et climatiques. Traditionnellement ce sont des applications qui requièrent un déploiement humain important pour effectuer les mesures, et encore de façon très ponctuelle. Si les observations satellites pouvaient permettre de s'abstraire de ces limitations, on disposerait d'une couverture globale à répétitivité importante des mesures. Mais avant cela, nous devons comparer ces deux sources d'informations (spatiale et au sol), pour établir les liens éventuels.

Dans ce chapitre, nous allons donc présenter les sources de données autres que les émissivités micro-ondes présentées au chapitre précédent.

3.1 Les données *in situ* utilisées

Tout d'abord les mesures effectuées au sol constituent les valeurs auxquelles les inversions éventuelles faites à partir des observations doivent correspondre.

3.1.1 l'épaisseur des manteaux neigeux

Trois sources de données sont disponibles pour les hivers 1992-1993 et 1993-1994, années pour lesquelles on dispose des données d'émissivités micro-ondes. La première, et la plus fournie, est la base de données canadienne de l'épaisseur de la neige. Elle a été établie dans le cadre du projet CRYSYS d'Environnement Canada et est mise à disposition par le Service Météorologique du Canada. La seconde, réalisée par le NCEP, regroupe les mesures d'épaisseur du manteau sur l'Amérique du Nord. Enfin, l'épaisseur du manteau mesurée dans l'ancienne Union Soviétique a été mise en forme sous l'impulsion du NSIDC américain (*Amstrong* (2001)).

Les procédures de mesure d'épaisseurs consistent en une lecture sur une règle verticale graduée plantée avant l'apparition de la neige.

Plus précisément, le protocole employé est bien décrit sur la Russie. Les observateurs prennent des mesures quotidiennes d'épaisseur de neige sur trois règles verticales placées dans un enclos météorologique. Dans les cas où cet enclos n'était pas représentatif de son environnement concernant la couverture de neige, ils placent alors de nouvelles règles verticales près de la station sur une parcelle de terrain choisie pour son caractère représentatif.

Pour limiter l'impact de la déformation du manteau créée par les observateurs, ceux-ci se placent à 2 à 3 mètres de la règle. Les observations sont alors faites à la précision du centimètre. L'épaisseur de neige mesurée est repérée par la ligne qui est de niveau avec la surface de neige. Les observateurs lisent également le niveau de la couche de glace ou d'eau déposée sur la règle qui se forme souvent après que la neige ait fondu près du bâton.

Lorsque la lecture est inférieure à 0,5 centimètre, la mesure est enregistrée comme 0 cm. Lorsque l'épaisseur est comprise entre 0,5 et 1,0 cm, elle est enregistrée comme 1 cm. Les observateurs calculent alors la moyenne journalière à partir de la moyenne des mesures sur les trois règles, arrondies au centimètre entier le plus proche. Le principe d'arrondi exposé précédemment pour les mesures, s'applique également à la moyenne journalière.

Au final, les relevés d'épaisseur de neige de 200 stations russes, de 2032 stations canadiennes et de 552 stations aux États-Unis sont à disposition. Si l'incertitude sur l'épaisseur du manteau est de 1 cm sur les mesures russes et canadiennes, elle est de 2,54 cm (1 pouce) sur les mesures aux États-Unis. Dans le cadre d'une étude à l'échelle globale, ce niveau de précision verticale est suffisant.

Les comparaisons entre les satellites et les points de mesures au sol sont ardues à cause des différences dans les échelles spatiales (*Brubaker et al.* (2000)). Ainsi, afin de faire coïncider ces observations satellites et ces mesures *in situ*, les relevés ont été mis au pas de la grille de cellules d'aire constante (771 km²). Dans cette configuration, le nombre de pixels où des mesures sont disponibles est de 200 sur l'ancienne Union Soviétique, de 1529 sur le Canada et de 504 aux États-Unis. Le passage des mesures ponctuelles aux valeurs sur la grille se fait en moyennant les épaisseurs relevées dans chaque cellule.

Ce passage à la valeur moyenne pour chaque cellule gomme en partie la variabilité spatiale intra-cellulaire,

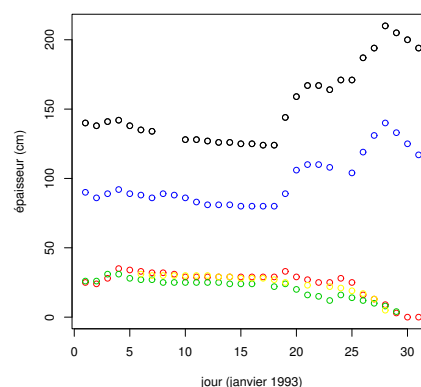


FIG. 3.1: Relevés de cinq stations canadiennes présentant au sein d'une même cellule. Illustration de la perte d'information liée à la moyenne nécessaire pour faire coïncider les données satellites et les données *in situ*. Dans le cas de cette cellule, la moyenne résultante est de 66 cm

comme le montre la figure 3.1. Cette variabilité a également été mise en évidence dans les travaux de *Chang et al.* (2005), par l'analyse des variogrammes¹ des épaisseurs de neige. Toutefois, c'est une limitation faible à l'échelle à laquelle se placent ces travaux. Une approche plus rigoureuse consisterait à déterminer la variance des épaisseurs de neige et de s'y référer en permanence avec la moyenne.

Afin d'éliminer certaines erreurs dans la base de données des épaisseurs, les mesures sont soigneusement contrôlées et les relevés anormaux rejetés. De là, les moyennes mensuelles sont calculées sur les stations qui offrent au moins 10 relevés par mois, gage de sérieux dans la prise des mesures.

Il convient d'ajouter que les stations américaines fournissent en plus la température de l'air à 2 mètres du sol.

3.1.2 l'équivalent en eau liquide

L'équivalent en eau liquide ou *Snow Water Equivalent*, *SWE* de la neige se définit comme **l'épaisseur d'eau résultante de la fonte d'une colonne du manteau neigeux** (*Schmidlin* (1990)). Les mesures d'équivalent liquide sont plus coûteuses en temps que les simples mesures à la règle de l'épaisseur de neige. En effet, de multiples carottages sont effectués le long d'un parcours prédéfini dans la région concernée.

Les seules données à disposition proviennent du Canada. La plupart des agences de mesure des provinces et des territoires canadiens qui rassemblent ces données de parcours de neige –hormis le Service Météorologique du Canada (SMC) qui prend de 5 à 40 échantillons– emportent un cube de neige et effectuent une mesure d'épaisseur du manteau. Les cubes sont ensuite pesés et un facteur de conversion lié à la densité est appliqué pour traduire l'équivalent liquide en épaisseur. Des valeurs moyennes de l'équivalent liquide et de l'épaisseur de la neige sont alors calculées pour le parcours entier.

Le SMC procède légèrement différemment. Les tracés sur lesquels les échantillons de neige sont prélevés (appelés *parcours*) sont composés de cinq points. Des cubes de neige sont pris en chaque point et sont placés dans un seau donnant une masse totale pour les cinq échantillons. À partir de cette masse, une moyenne est déterminée. Cette méthode est sujette à une incertitude plus grande. Par exemple, si un cube présente une anomalie due à une erreur, le parcours entier est erroné puisque tous les échantillons sont cumulés. Si l'équivalent liquide était déterminé pour chaque bloc, en calculant la moyenne, on pourrait identifier plus facilement une erreur et recalculer la moyenne pour le parcours. Mais c'est là un protocole particulièrement lourd, donc coûteux.

Ces parcours de neige sont choisis de telle sorte qu'ils soient représentatifs du terrain environnant. Dans les endroits où la végétation est variable, ce sont souvent deux parcours qui sont pris et ramenés à une moyenne. Un des parcours est situé à découvert, tandis que l'autre se fait dans la forêt. Toutes les données de ces parcours se composent d'un identifiant de station unique, d'une mesure d'épaisseur de neige et d'une mesure de l'équivalence en eau liquide.

Pendant l'hiver 1992-1993, ce sont 672 stations, qui se regroupent en 422 cellules de la grille, qui ont permis l'accès à cette information.

¹les fonctions de covariance spatiale

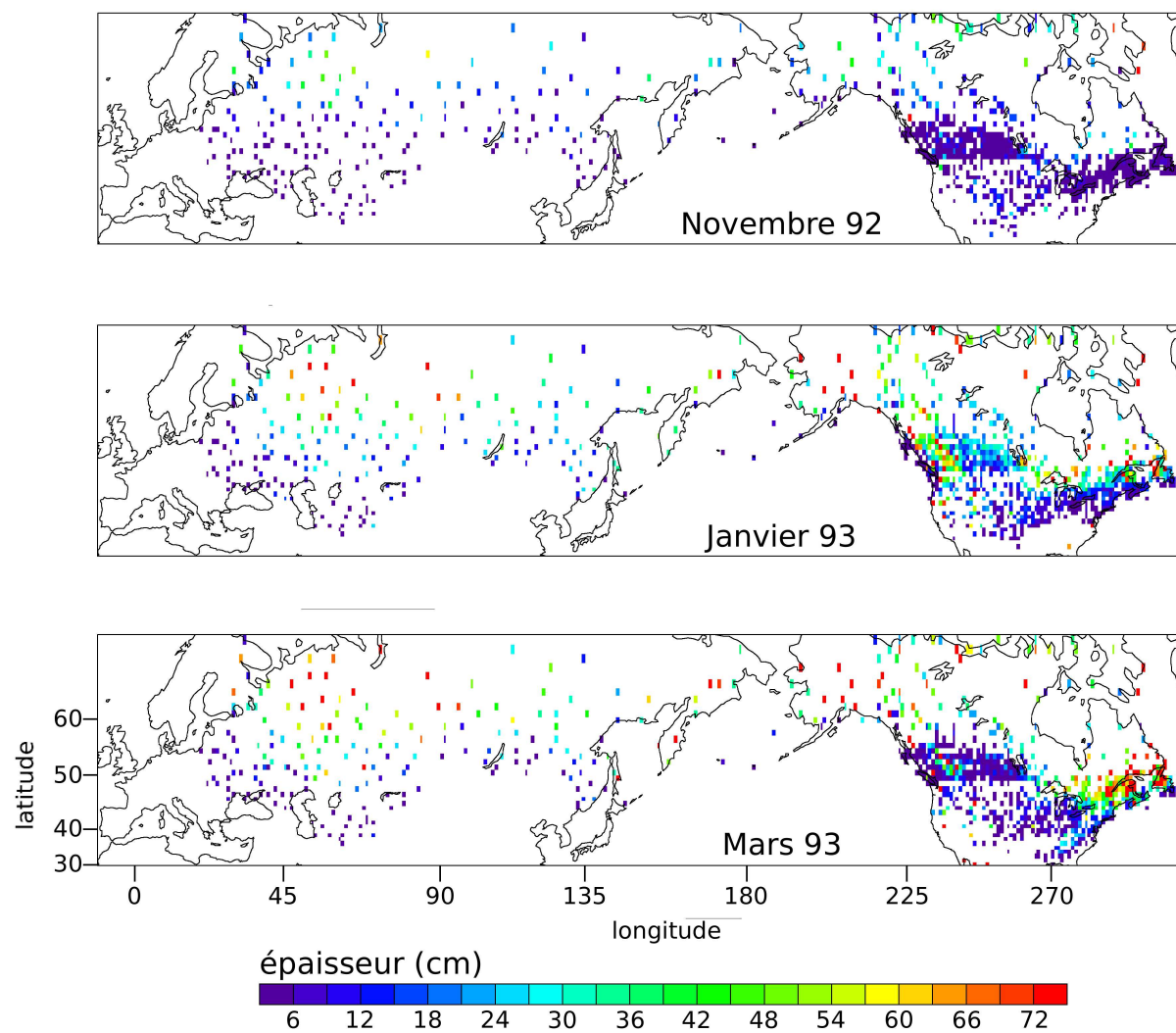


FIG. 3.2: Cartes des épaisseurs de neige mesurées et moyennées à l'échelle des cellules d'aire égale, pour les mois de novembre 1992, janvier et mars 1993.

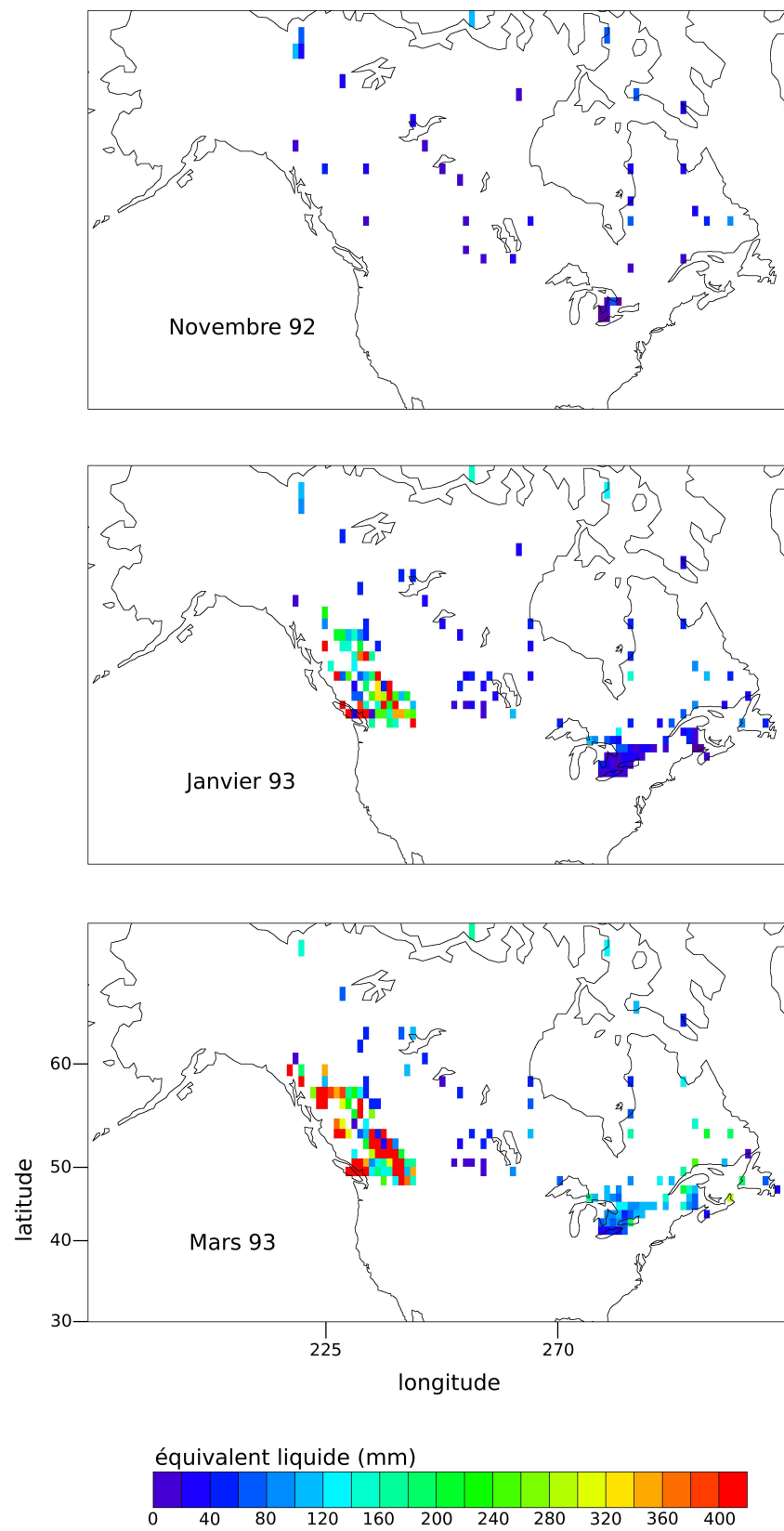


FIG. 3.3: Cartes des équivalences en eau liquide des épaisseurs de manteaux neigeux. Ce sont les moyennes mensuelles des mois de novembre 1992, janvier et mars 1993. À noter que les données à disposition se limitent au Canada.

3.2 Données de modèle de circulation générale

3.2.1 le modèle ISBA

L'avantage d'un modèle de prévision de l'épaisseur de neige par rapport aux mesures *in situ* est la disponibilité globale des données. Nous avons recours au modèle ISBA couplé au modèle de circulation générale ARPÈGE.

ISBA, pour *Interactions entre le Sol, la Biosphère et l'Atmosphère* est une description des transferts d'eau et d'énergie entre, comme son nom l'indique, le sol, la végétation et l'atmosphère développé au Centre National pour la Recherche Météorologique (CNRM) de Météo-France. Dans la version initiale d'ISBA, les auteurs *Noilhan and Planton* (1989) et *Noilhan and Mahfouf* (1996) se sont limités à une paramétrisation verticale, considérant une surface terrestre à deux couches et un seul bilan d'énergie pour le sol et la végétation. Cette description est employée pour modéliser l'échange de chaleur et de masse entre la surface terrestre et l'atmosphère. Le modèle est employé dans ce qu'on appelle le **mode autonome** pour le développement. En **mode couplé**, le modèle fournit alors les conditions aux limites inférieures pour les modèles numériques de prévision météorologique atmosphérique, ou les conditions aux limites supérieures pour les modèles hydrologiques distribués. ISBA est actuellement couplé au modèle numérique de prévision météorologique de Météo-France (ARPÈGE), au modèle de climat de Météo-France (ARPÈGE-climat), au modèle atmosphérique non-hydrostatique d'échelle intermédiaire Mésos-NH (*Pellenq* (2002)), et au modèle hydrologique distribué à grande échelle MODCOU (*Ledoux et al.* (1989)). Par la suite, il a été enrichi en phénomènes modélisés. Dans le cadre du projet global d'humidité des sols (GSWP), *Douville et al.* (1995) et *Boone and Etchevers* (2001) y ont précisé la composante neigeuse.

ISBA dans sa déclinaison *Explicit Snow* est une amélioration par rapport à la version monocouche de neige du mode par défaut de *Douville et al.* (1995). Les différences principales entre la description faite par Douville (ISBA-FR) et celle faite par *Boone and Etchevers* (2001) à trois couches (ISBA-ES) sont la représentation de certains processus physiques. Ainsi, le métamorphisme intervenant dans le manteau, la rétention de l'eau liquide, la transmission du rayonnement solaire, l'intensité du vent, la pression atmosphérique de surface ou encore les précipitations, et conséquemment, la résolution explicite du gradient thermique vertical et de la densité sont pris en compte dans ISBA-ES. Ainsi, ISBA-ES a pour objectif l'étude précise des mécanismes d'évolution dans le manteau sur une zone géographique très localisée, à la manière du modèle purement orienté vers la neige CROCUS de Météo-France (*Brun et al.* (1989) ; *France* (1996)). Grâce à une simplicité plus grande, ISBA-FR a l'avantage d'être plus efficace d'un point de vue informatique. ISBA-ES prend presque autant de temps processeur qu'ISBA-FR lorsque tous les points de la grille sont couverts de neige. En fait, ISBA-ES s'emploie uniquement lorsque la neige tombe ou qu'il y a une épaisseur suffisante de neige au-dessus de la surface. Le choix de l'utilisation ou non de la version ES dépend donc des objectifs de la modélisation à effectuer.

Il existe, toutefois, la possibilité de recourir à la version ISBA-ES en un point donné. Les seules entrées à fournir sont alors la température de la couche supérieure, à l'interface neige-air, et l'humidité du sol. De ces deux grandeurs, la conductivité thermique est alors calculée en employant les méthodes classiques d'ISBA. Pour tout complément d'information et précision sur ISBA-ES, le manuel technique (*Boone* (2001)) constitue la référence.

Sur le terrain, les comparaisons faites avec les mesures *in situ* lors des campagnes montrent que la version simple couche (FR) est déjà apte à reproduire efficacement les mécanismes d'évolution

du manteau. Certaines approximations faites, comme l'absence de modification des propriétés hydrique et thermique de la neige lors des cycles de gel et dégel, ne nuisent pas outre mesure à la fiabilité. Par contre, la comparaison avec les données climatologiques indiquent une légère surestimation des épaisseurs au cœur de l'hiver. Ces écarts se réduisant à la saison de la fonte (*Douville (1998) ; Boone et al. (2004)*).

3.2.2 les épaisseurs de neige modélisées

La résolution spatiale des sorties du modèle de circulation générale ARPÈGE de Météo-France couplé avec la description de terrain ISBA-ES fournies par B. Decharme est de $1^\circ \times 1^\circ$ pour chaque jour entre le 1er janvier 1986 et le 31 décembre 1995. Dans le cadre de cette étude, nous utiliserons les moyennes mensuelles des épaisseurs calculées à partir de cette base de données pour les épaisseurs de neige (fig. 3.4). Elles se déduisent directement des densités et des équivalences en eau liquide issues des fichiers.

Dans la suite, pour alléger, nous utiliserons davantage le terme ISBA pour désigner ISBA-ARPÈGE.

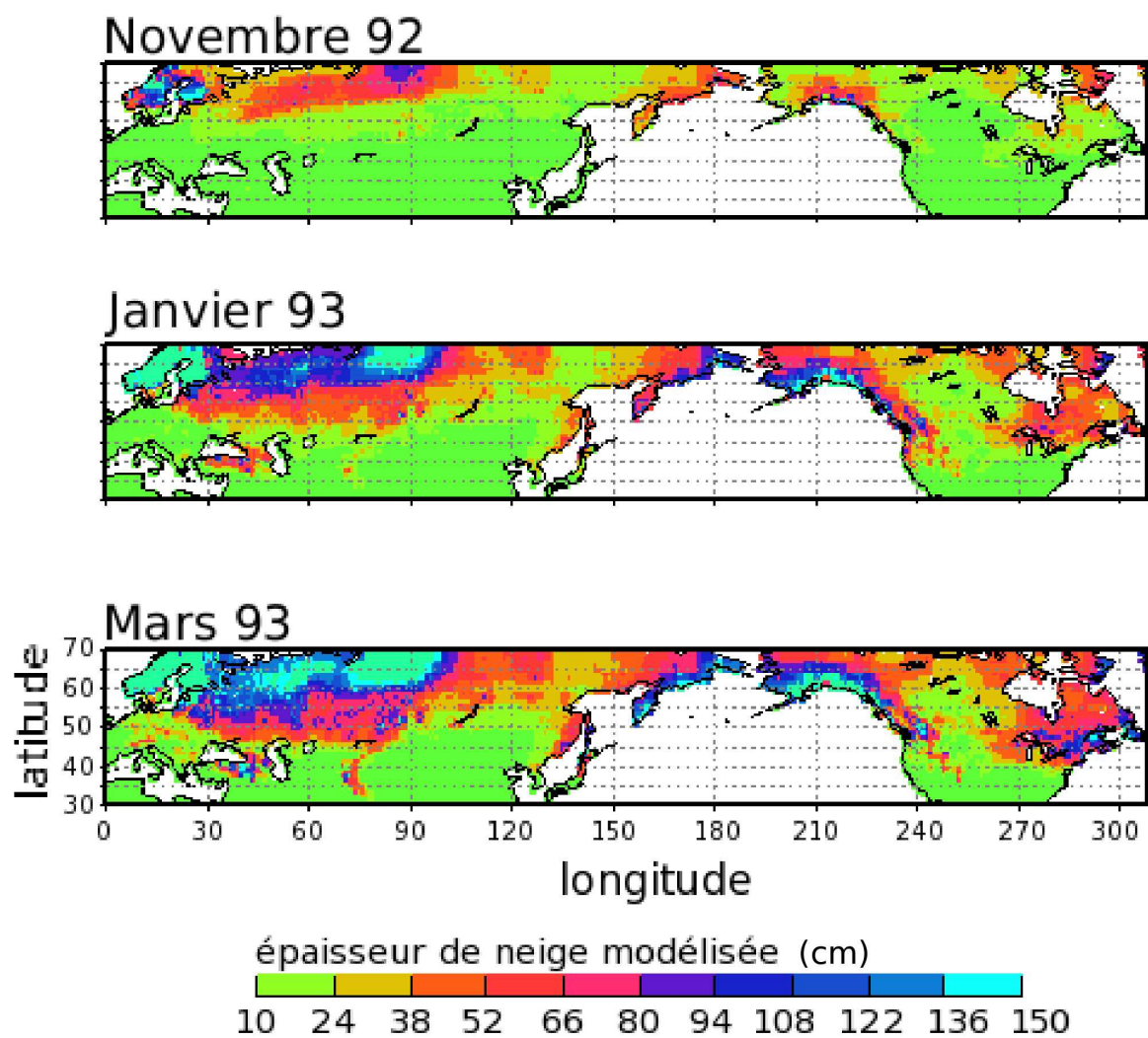


FIG. 3.4: Cartes des moyennes mensuelles des épaisseurs de neige modélisées avec ISBA-ES, pour les mois de novembre 1992, janvier et mars 1993.

3.3 Autres données satellites

3.3.1 les réflectances visible et proche infra-rouge

Les radiomètres imageurs *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) embarqués sur les orbiteurs météorologiques polaires 11 et 12 de la NOAA (fig. 3.5) fournissent des observations quotidiennes à résolution élevée (~ 1 km) de la Terre dans les domaines visible et infra-rouge. Le rayonnement réfléchi parvenant aux détecteurs provient de la surface, mais aussi des nuages. Aussi dans le cadre de travaux sur la neige d'albédos voisins de ceux des nuages, cela prévoit une difficulté dans la séparation des deux phénomènes. Dans les deux versions de l'instrument AVHRR à bord de NOAA-11 et NOAA-12, cinq canaux communs sont disponibles (c'est dans sa troisième version -non utilisée ici- qu'AVHRR intègre un canal dont le but est justement de discriminer la neige et les nuages). Ce sont les canaux 1 et 2 qui nous intéressent, les autres sont, entre autres, dédiés à la température de surface de la mer et à la cartographie nocturne des nuages. Le premier canal a une bande passante comprise entre 0,58 et 0,68 microns et le second entre 0,73 et 1,00 microns. Les analyses d'erreurs faites par *Vermote and Kaufman* (1995) indiquent que la calibration absolue des réflectances est de l'ordre de 5%. Par ailleurs, les travaux de *Gutman* (1999) ont montré sur de longues séries temporelles, que la dérive du nœud ascendant et par conséquent le décalage des heures d'observations d'un même point de la Terre, induisait que les mesures n'étaient pas faites dans des conditions constantes, introduisant ainsi des biais observationnels. La composition mensuelle de ces dernières, générée dans le cadre du projet commun *Earth Observing System Pathfinder* (*Agbu and James* (1994)) de la NASA et de la NOAA, est utilisée dans cette étude pour aider à l'interprétation des observations dans le domaine des micro-ondes passives. La résolution spatiale des réflectances est ainsi dégradée pour être calée sur la grille de cellules de surface égale de 771 km^2 .



FIG. 3.5: Schéma du satellite NOAA-11 embarquant AVHRR.

satellite	NOAA-11/NOAA-12
type d'orbite	polaire
inclinaison	$\sim 98,9^\circ$
altitude	$\sim 850 \text{ km}$
période	$\sim 100 \text{ min}$
répétitivité	$\sim 1 \text{ jour}$
masse totale	$\sim 1\,400 \text{ kg}$
taux de transfert	665 kbps

TAB. 3.1: Résumé des caractéristiques importantes des satellites NOAA-11 et NOAA-12.

La figure 3.6 présente les réflectances visibles au cours de trois mois de l'hiver 1993. La limitation imposée par l'absence d'éclairement hivernal se fait sentir aux hautes latitudes.

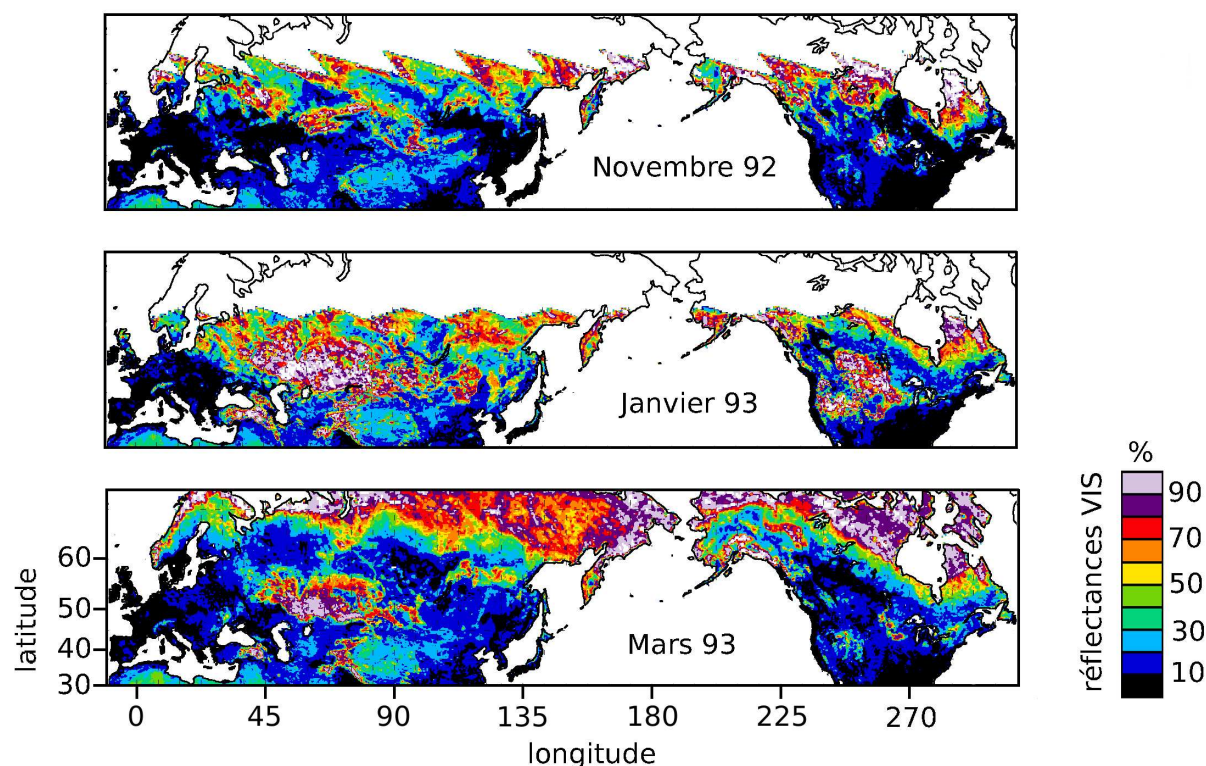


FIG. 3.6: Les réflectances visibles pour les mois de novembre 92, janvier 93 et mars 93. La région blanche en dents de scie indique une absence d'information.

3.3.2 les rétro-diffusions micro-ondes

L'instrument utilisé, dans cette étude, est le détecteur micro-onde actif embarqué sur ERS-1. Il regroupe les fonctions d'un radar à synthèse d'ouverture (*SAR*) et d'un rétro-diffusiomètre dédié à l'étude des vents. C'est ce dernier instrument que nous utiliserons. Celui-ci travaille en bande C étroite ($\nu = 5,3$ GHz ; $\lambda = 5,6$ cm) en polarisation verticale-verticale, fréquence peu sensible aux perturbations atmosphériques. Par ailleurs, étant donné que ces deux fonctions se partagent certains éléments de la chaîne de traitement, elles ne peuvent être opérationnelles en même temps. La résolution spatiale du rétro-diffusiomètre voisine de 45 km (à 3 dB) sous une fauchée de 500 km de large, rend cette fonction adaptée à l'échelle climatique.

Comme le montre la figure 3.7, le rétro-diffusiomètre se compose de trois antennes orientées de façon à déterminer les composantes vectorielles des vents à la surface des océans. Toutefois, bien que conçu pour l'étude des vents océaniques, ERS-1 a montré des possibilités d'études sur les surfaces continentales (Zibri *et al.* (2003) ; Frison and Mougin (1996) ; Jarlan *et al.* (2002) ; Magagi and Kerr (1997) ; Wagner *et al.*

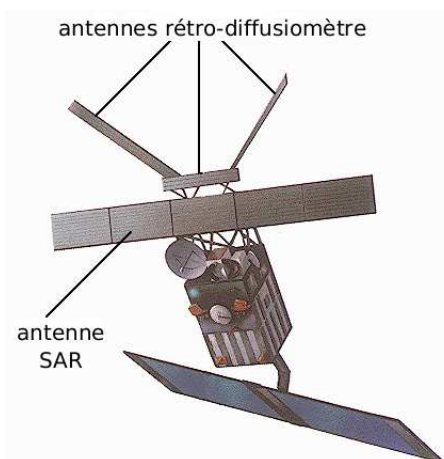


FIG. 3.7: Schéma du satellite ERS-1 embarquant AMI.

(1999) ; *Woodhouse and Hoekman* (2000)). Néanmoins, compte-tenu de l'importance de l'orientation des antennes émettrices dans les mesures effectuées lors du passage au-dessus d'un point du globe, il est nécessaire de passer à la moyenne sur une période d'observation offrant une répétitivité suffisante. Avec la fauchée offerte et la stabilité radiométrique vérifiée sur des sites d'étalonnage connus pour leur stabilité temporelle tels la forêt amazonienne (*Frison and Mougin* (1996)), la moyenne établie sur un mois, en chaque point aux latitudes où la neige est présente, peut être considérée comme fiable.

La figure 3.8 présente les coefficients de rétro-diffusion micro-onde au cours de trois mois de l'hiver 1993.

satellite	ERS-1
type d'orbite	polaire
inclinaison	$\sim 98,5^\circ$
altitude	~ 780 km
période	~ 100 min
passage	noeud descendant à 10 :30 (heure solaire)
masse totale	2 157 kg
masse instrument	326 kg
fréquence	5,3 GHz
bande passante	15,55 MHz
polarisation	VV
puissance max. en sortie	4,8 kW
dimension (antennes)	2,5 m (centrale) et 3,6 m (externes)
angle d'incidence	[18° : 47°] (centrale) et [25° : 59°] (externes)

TAB. 3.2: Résumé des caractéristiques importantes du rétro-diffusiomètre d'ERS-1.

Par ailleurs, on a également utilisé des données altimétriques fournies par *Topex-Poseidon* en bande C et Ku ($\nu=13,6$ GHz, $\lambda=2,3$ cm).

l'indice de recouvrement neigeux

Une dernière information fournie par la NOAA est l'indice de recouvrement neigeux. Il est défini dans cette étude en chaque point comme le nombre de pixels entièrement couverts par la neige durant le mois, rapporté au nombre de pixels SSM/I pour le mois en question sur ce point (*Prigent et al.* (1997)). En effet, la couverture neigeuse montre des caractéristiques de diffusion semblables à celles des précipitations et peut être détectée en utilisant la différence entre les températures de brillance aux basses fréquences (19 GHz et 22 GHz) ou aux hautes fréquences (37 GHz et 85 GHz). La neige pouvant être généralement séparée des précipitations grâce à la température de la surface. Cet indice renseigne donc spatialement et temporellement sur la part de la cellule qui est couverte par la neige.

Les deux histogrammes de la figure 3.9 permettent de prouver la grande fiabilité de cet indice en le comparant aux mesures effectuées au sol.

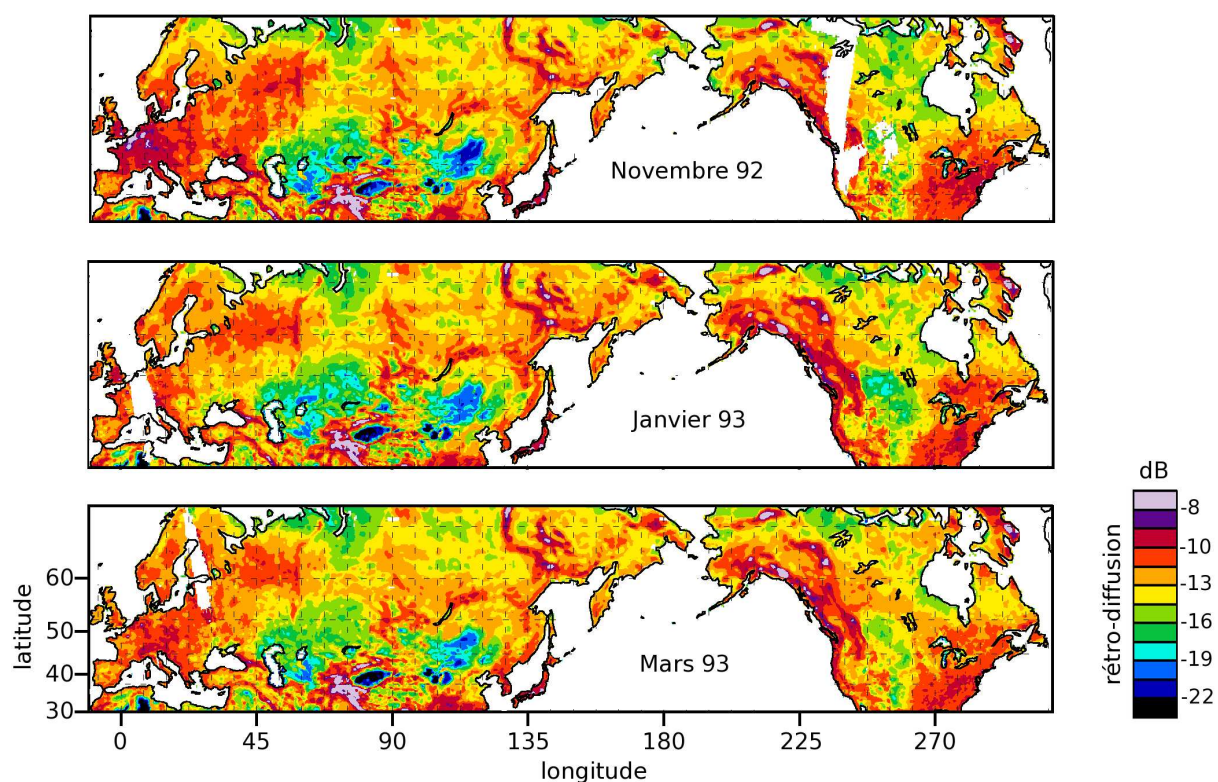


FIG. 3.8: Les coefficients de rétro-diffusion micro-onde pour les mois de novembre 92, janvier 93 et mars 93. Les régions blanches indiquent une absence d'information.

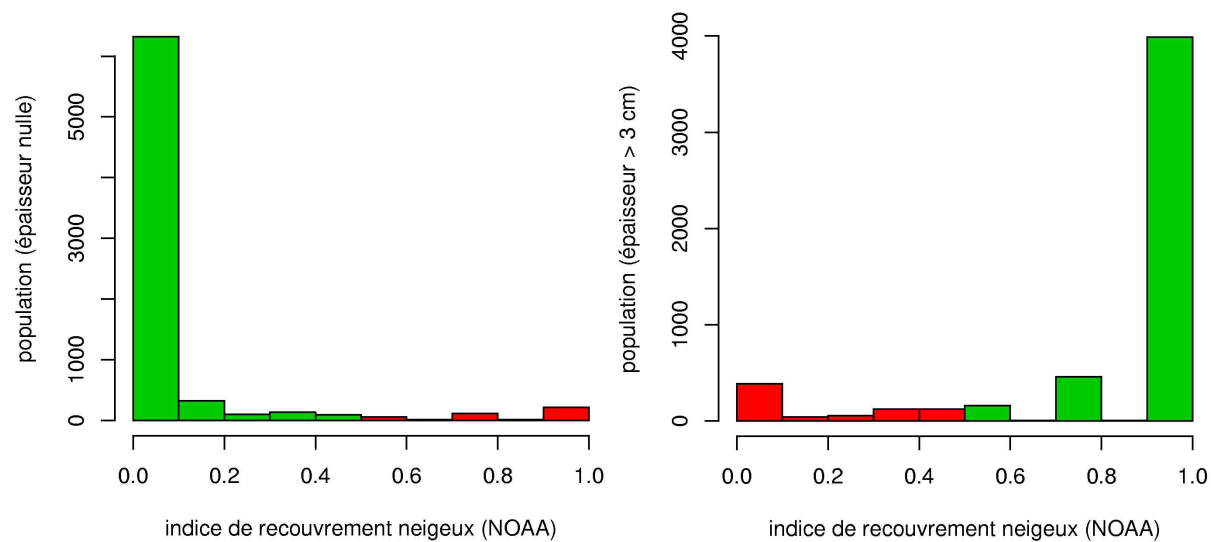


FIG. 3.9: Caractérisation de la qualité de l'estimation de l'indice de recouvrement neigeux en fonction des mesures *in situ* attestant de la présence ou non de neige sur la cellule.

3.4 Données géographiques et climatiques

3.4.1 la topographie

La base de données topographiques retenue dans cette étude est **ETOPO2**, doté d'une grille de 2 minutes de résolution en longitude et latitude. Elle est principalement issue du projet GLOBE (*Hastings and Dunbar (1999)*). Celui-ci est l'œuvre d'un regroupement international d'agences de différents pays en vue d'établir un modèle numérique de hauteurs (*Digital Elevation Model*, DEM). Un DEM est une simple grille de points d'élévation régulièrement espacés. L'intérêt d'avoir une résolution élevée vient de la nécessité d'estimer le relief pour chacune des cellules d'aire égale (771 km²). Un calcul de la variance des hauteurs au sein de chaque cellule permet d'en déduire une information quant à la rugosité à cette échelle. La précision sur ce calcul est d'autant plus grande que le nombre de points est élevé, d'où le choix d'une haute résolution horizontale pour la topographie.

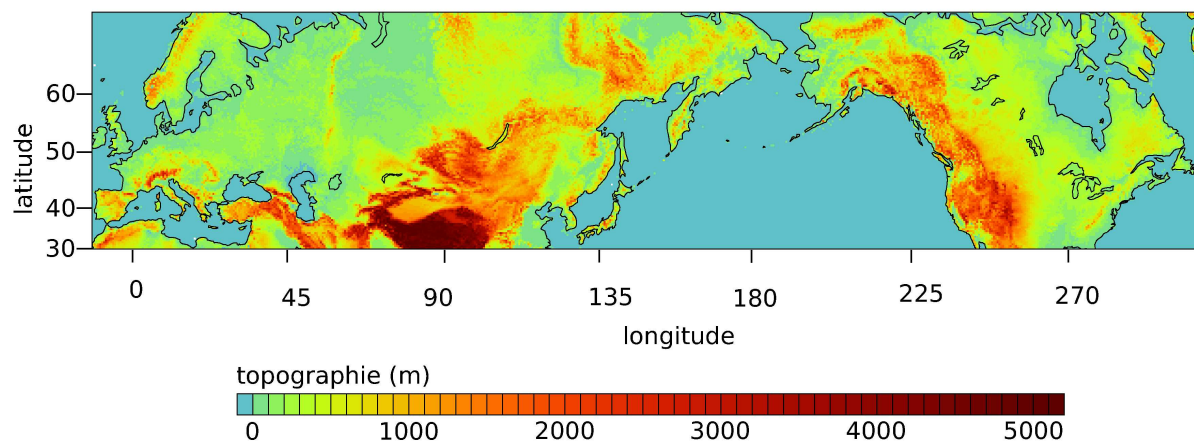


FIG. 3.10: base de données topographique etopo2

3.4.2 classification de la végétation

la classification de Matthews

Matthews (1983) a produit une compilation d'un grand nombre de publications traitant de la végétation et de l'occupation des sols. À une résolution spatiale de 1°×1°, la classification de la végétation qui en résulte distingue 31 types de végétation repris dans le tableau 3.3. Afin de simplifier cette classification, ces 31 classes peuvent raisonnablement se regrouper en 9 grandes classes (*Prigent et al. (2001)*). Par ailleurs, cette classification exprime la végétation que l'on est en mesure de trouver en un lieu, sans tenir compte de l'intervention humaine à travers les zones de cultures. Ainsi une base de donnée sur l'occupation agricole du sol est associée à cette classification de la végétation. L'occupation des sols est séparée en cinq niveaux d'intensité de cultures par rapport au caractère sauvage, entre 0% et 100% de la cellule de 1°×1°. En combinant ces deux sources d'information, on obtient une estimation de la densité réelle de la végétation. L'influence

des zones agricoles sur les observations est telle, qu'il a été supposé que lorsque la surface cultivée d'une cellule dépassait 20%, celle-ci était étiquetée comme étant en zone de culture. Une dixième classe principale dédiée aux zones cultivées est donc constituée. Cette classification est fixe au cours de l'année et ne présente donc pas les variations saisonnières.

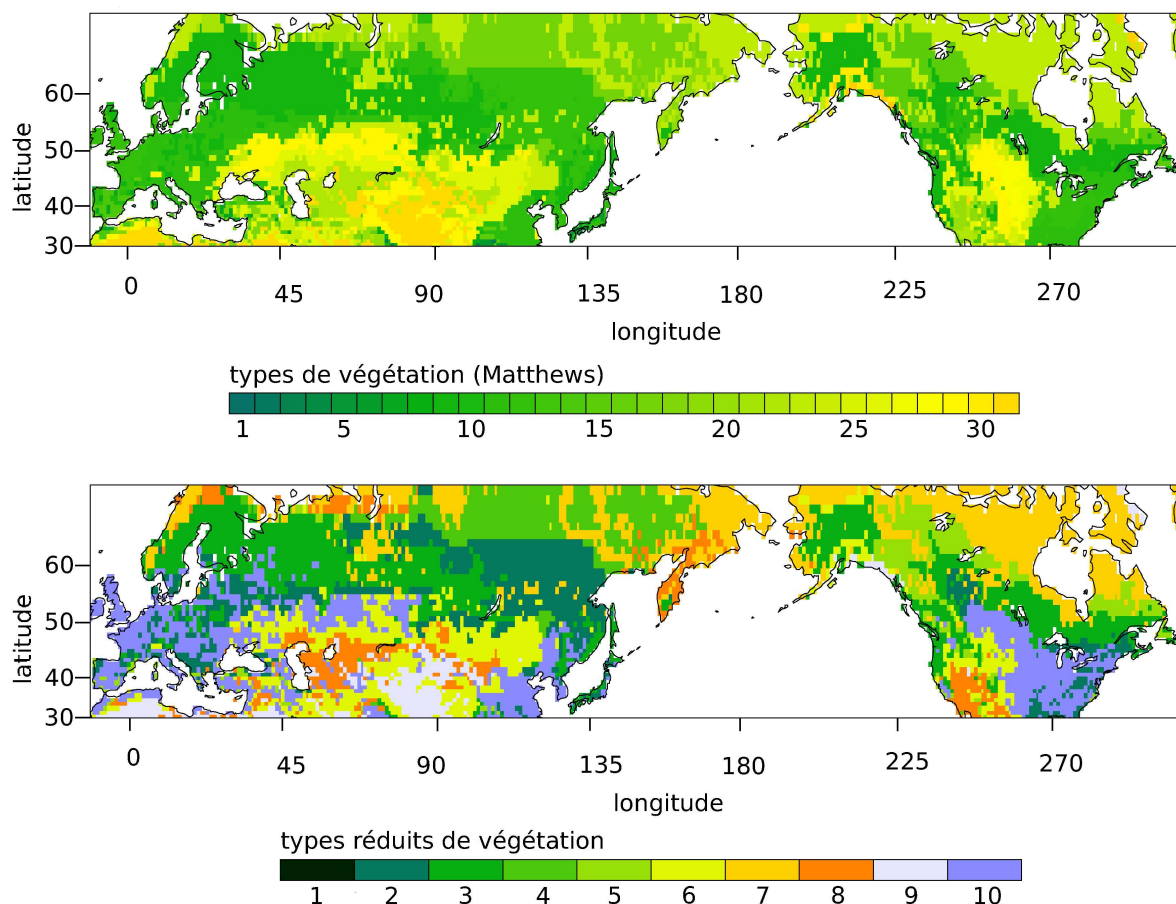


FIG. 3.11: La classification de la végétation selon Matthews (en haut) et sa version réduite à 9 classes intégrant dans une dixième classe les cultures

la classification du projet GLC2000

La base de données VEGE 2000 a été produite sous l'impulsion des partenaires du programme VEGETATION avec le soutien financier du CNES, du JRC et du VITO. Les données ont été acquises entre novembre 1999 et décembre 2000 avec l'instrument VÉGÉTATION à bord du satellite SPOT 4. Cet instrument est un imageur à basse résolution à quatre canaux. Le premier canal se situe entre $0,43 \mu\text{m}$ et $0,74 \mu\text{m}$, le second entre $0,61 \mu\text{m}$ et $0,68 \mu\text{m}$, le troisième (proche infrarouge) entre $0,78 \mu\text{m}$ et $0,89 \mu\text{m}$, enfin le quatrième entre $1,58 \mu\text{m}$ et $1,75 \mu\text{m}$. Les données fournies correspondent aux réflectances *Top Of Canopy*, à partir desquelles est déduit l'indice de végétation NDVI. La qualité radiométrique est déterminée par une source lumineuse de référence embarquée, complétée d'observations vers le sol sur des cibles connues pour leur propriétés spectrales.

31 classes (v)	10 classes (V)	description
1	1	forêts humides tropicales, mangroves
2	3	forêts (sub)tropicales d'arbres à larges feuilles saisonnières
3	1	forêts humides subtropicales
4	3	forêts humides subtropicale/tempérée
5	3	forêts tempérées d'arbres à larges feuilles saisonnières (pluie d'été)
6	5	forêts sclérophylles à larges feuilles (pluie d'hiver)
7	3	forêts (sub)tropicales d'arbres à aiguilles
8	3	forêts subtropicales/tempérées d'arbres à aiguilles
9	2	forêts (sub)tropicales d'arbres à feuillage caduc sec
10	2	forêts de caducs-froids avec hautes herbes
11	2	forêts de caducs-froids sans hautes herbes
12	8	forêts/bois xéromorphique
13	5	bois de sclérophylles persistants à larges feuilles
14	5	bois d'arbres persistants à aiguilles
15	4	bois de caducs secs (sub)tropical
16	4	bois de caducs-froids
17	8	sous-bois nains et bosquets d'arbres à larges feuilles
18	8	sous-bois/bosquets d'arbres à aiguilles ou microphyll
19	8	sous-bois/bosquets nains et de caducs secs
20	8	sous-bois nains et caducs-froids préalpins/subpolaires
21	8	sous-bois nains/xéromorphiques
22	7	touffes d'herbes/toundras arctiques et alpines
23	6	prairies couvertes de 10% à 40% d'arbres
24	6	prairies couvertes de moins de 10% d'arbres
25	6	prairies avec couvert de grandes plantes
26	6	hautes herbes, absence de bois
27	6	herbes moyennes, absence de bois
28	6	herbes petites/prés
29	6	zones de désertification
30	9	déserts
31	9	glaces
	10	cultures

TAB. 3.3: Classification de la végétation selon Matthews (1983) accompagnée de la réduction à 10 classes.

Au final, c'est une base de données à très haute résolution spatiale (~ 1 km) qui est proposée (*Bartholomé et al.* (2002)).

3.4.3 classification de la neige

Une classification des manteaux neigeux est proposée par *Sturm et al.* (1995). Plutôt qu'une nouvelle classification, c'est une compilation de différentes classifications dans un objectif unificateur. Deux voies ont été explorées par *Sturm et al.* (1995) en vue de classer les neiges.

La première méthode s'appuie sur une analyse de la texture et de la stratigraphie (figure 3.13). Elle consiste en un séquençage des couches. Ainsi pour chaque classe, un ensemble de propriétés de texture et de stratigraphie (densité, taille des grains, stratigraphie, propriétés thermiques) est défini de façon unique. Compte-tenu de l'ensemble des douze paramètres à mesurer, cette méthode est coûteuse en matériel et en ressources humaines. Avec ces douze variables, une analyse en composantes principales² montre que 87% de la variance totale est contenue dans les deux premières composantes. La première composante est une combinaison de la température de l'air et de l'épaisseur du manteau et la seconde, une combinaison de la densité du manteau et du gradient thermique interne, c'est-à-dire en rapport avec la résistance thermique. Les manteaux observés par *Sturm et al.* (1995) sont bien séparés en différentes classes. Il y a donc une bonne discrimination entre les manteaux.

La seconde méthode s'appuie sur l'hypothèse de l'existence d'un lien entre les attributs physiques du manteau et le climat qui impliquerait un régime thermique spécifique à chaque neige. Ainsi des limites de températures, d'intensité de précipitations et de force de vent permettent de créer un arbre binaire de décision (fig. 3.12). De là, six classes sont clairement identifiées (TUNDRA, TAÏGA, MARITIME, PRAIRIE, MONTAGNE et ÉPHÉMÈRE). Une septième concerne la GLACE. Cette méthode conduit à un accord avec les classifications existantes de 62% sur la Russie et de 90% sur l'Alaska. Les erreurs de cette classification par arbre viennent principalement de la qualification de la végétation. Toutefois, la classification, possédant une résolution spatiale de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ et n'incorporant pas d'évolution temporelle, est jugée suffisamment précise pour être utilisée à l'échelle globale.

²dont une application plus détaillée est présentée au Chapitre 5

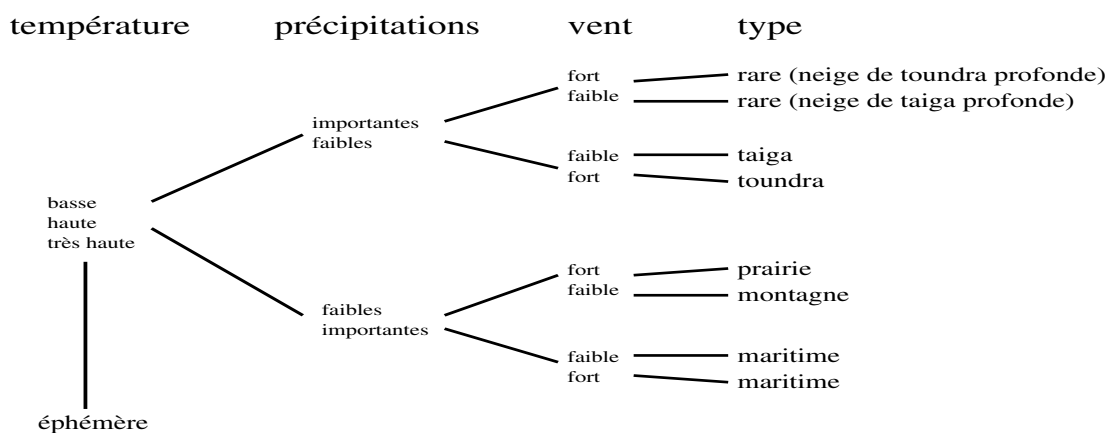


FIG. 3.12: Arbre dichotomique selon les conditions climatiques, permettant l'identification des classes de neige selon Sturm et al. (1995).

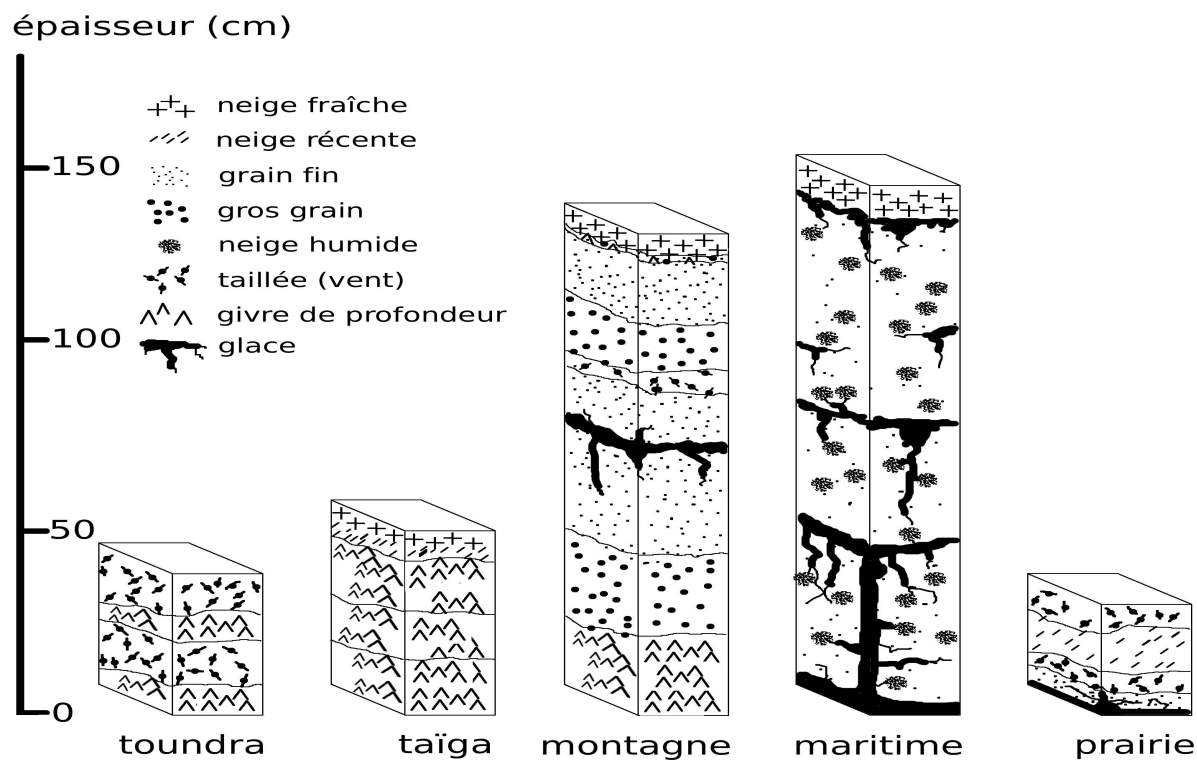


FIG. 3.13: Stratigraphie basique et attributs de texture de chaque classe tels qu'ils apparaissent à partir de la seconde moitié de l'hiver (d'après Sturm et al. (1995)). Les symboles sont ceux définis par Colbeck (1992).

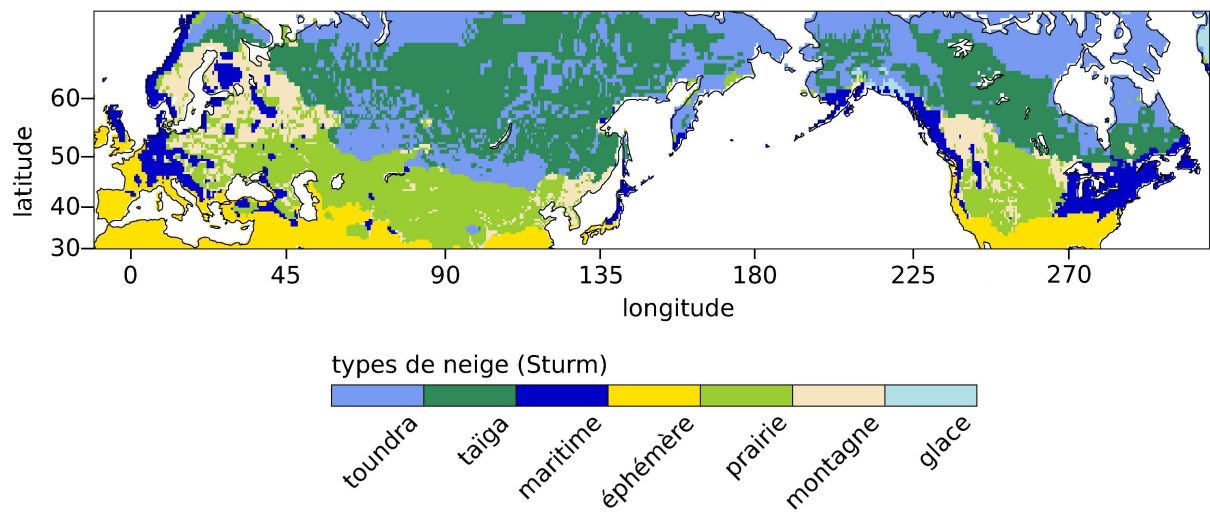


FIG. 3.14: La classification de la neige selon Sturm et al. (1995).

Chapitre 4

Analyse de la variabilité des observations : sensibilité des observations satellites aux caractéristiques du manteau neigeux

Sommaire

4.1	Variabilité spatiale et temporelle des observations satellites	69
4.2	L'influence de la végétation	75
4.3	L'influence du métamorphisme	77

Les émissivités micro-ondes au-dessus des zones enneigées vont être analysées, en s'aidant des observations satellites dans d'autres gammes de longueurs d'onde et des données auxiliaires décrites dans le chapitre précédent. Tout d'abord des cartes globales vont être présentées et analysées. Ensuite on se concentrera sur l'influence de la végétation et du métamorphisme sur les signatures de la neige.

4.1 Présentation globale de la variabilité spatiale et temporelle des observations satellites

La figure 4.1 présente les observations dans l'hémisphère nord, pour trois mois caractéristiques de l'évolution du manteau neige (novembre, janvier et mars) dans l'hiver 1992-1993. De haut en bas, pour chaque mois, on peut voir :

1. les moyennes mensuelles des émissivités SSM/I à 19 GHz, à 37 GHz et à 85 GHz en polarisation horizontale,
2. les coefficients de rétro-diffusion ERS,
3. les réflectances visibles AVHRR,
4. l'indice de couverture neige de la NOAA,
5. les épaisseurs du manteau mesurées à chaque station.

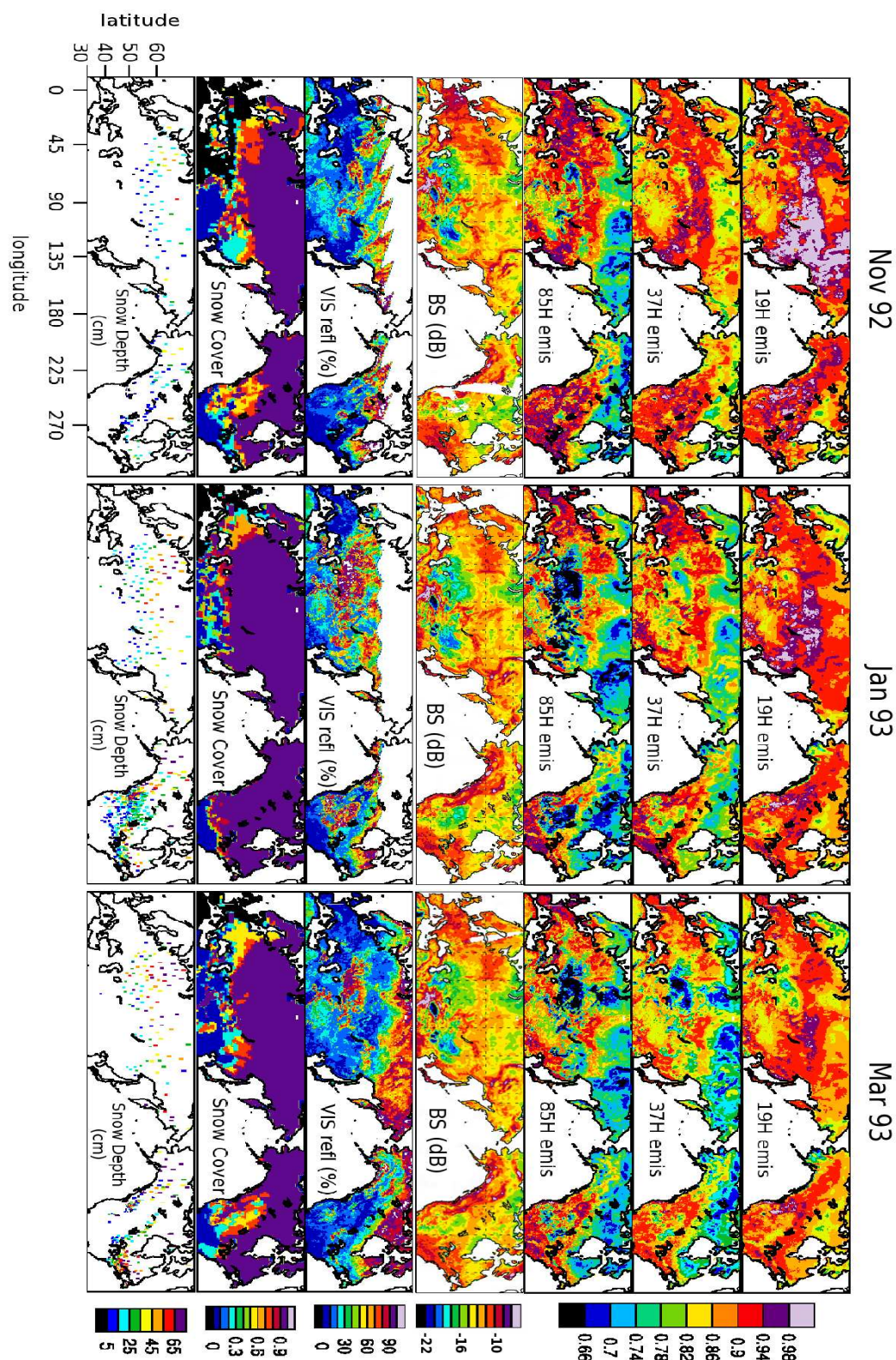


FIG. 4.1: De haut en bas : les émissivités mensuelles à 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz en polarisation horizontale (SSM/I), la rétro-diffusion micro-onde (ERS), les réflectances visibles mensuelles (AVHRR), l'indice de couverture neigeuse (NOAA) et les épaisseurs relevées aux stations et moyennées à l'échelle des cellules. Les cartes portent sur les mois de novembre 1992, janvier et mars 1993 de gauche à droite.

On notera l'absence d'observations dans le visible au nord de 60°N pendant la nuit hivernale. Tout d'abord, les observations satellites montrent une très large variabilité spatiale, du micro-onde au visible, même dans des zones complètement couvertes de neige (voir l'indice de couverture de neige de la NOAA). Par exemple, en mars, dans les plaines du Kazakhstan, au nord de la mer d'Aral, les émissivités sont très basses (tout particulièrement à 85 GHz) et les réflectances visibles très élevées, alors qu'en Sibérie, autour de 60°N, des émissivités beaucoup plus fortes et des réflectances beaucoup plus faibles sont observées. Autre exemple, à latitude constante, de part et d'autre de l'Oural repéré par des valeurs élevées de σ_{ERS} , les émissivités à 85 GHz sont contrastées, avec de fortes émissivités à l'ouest et de faibles émissivités à l'est. De même, en janvier en Amérique du Nord, au nord de 45°N, des signatures très différentes sont observées, même sur les réflectances visibles, alors que la couverture neigeuse est totale.

Ensuite, pour une même région, on observe de grandes variations temporelles. Les observations satellites changent de façon significative d'un mois à l'autre, même lorsque la couverture de neige reste totale et que l'épaisseur de neige varie peu. C'est le cas par exemple du Labrador au Canada, où les émissivités, même à 19 GHz, varient beaucoup au cours de l'hiver, bien que la couverture de neige et son épaisseur varient peu.

Quelles sont les phénomènes qui expliquent ces variabilités spatiales et temporelles ?

Les observations satellites et des données auxiliaires sont comparées pour deux coupes longitudinales, l'une entre 40°E et 90°E à 55,5°N en Russie et entre 240°E et 295°E à 52,5°N au Canada (figures 4.2 et 4.5). Leurs positions sont repérées sur les images 4.2 et 4.3. Ces deux sections ont été choisies pour la variabilité des caractéristiques rencontrées. Les émissivités micro-ondes à 19 GHz, 37 GHz et à 85 GHz en polarisation H ainsi que la différence 19H–37H figurent sur les quatre graphiques du haut. Un cinquième graphique présente les coefficients de rétro-diffusion micro-onde. Les latitudes sont suffisamment basses pour que les réflectances visibles soient mesurées tout l'hiver : elles sont présentées dans le sixième graphique. Dans un septième, les températures de l'air à 2 mètres du sol fournies par l'ECMWF sont indiquées. Ensuite, ce sont les épaisseurs de neige mesurées aux stations rencontrées le long de la section et marquées par des points bleus intersectant la ligne de coupe rouge sur les images 4.2 et 4.3. Enfin, dans le dernier cadre, est reproduite la topographie. Les données présentées sont les moyennes mensuelles des mois de novembre 1992, janvier et février 1993 pour mettre en lumière leurs variations à travers la période de neige.

Sur cette section en Russie, les trois mois présentés sont complètement enneigés. Par contre, au Canada seul le mois de janvier a un recouvrement total. Il faudra donc prendre en compte cette spécificité lors de l'interprétation. Des indications géographiques supplémentaires sont sur-imprimées pour faciliter la localisation.

On remarque rapidement la **sensibilité des micro-ondes passives et actives à la présence d'eau libre (rivières, lacs, baies)**. En novembre, lorsque les rivières

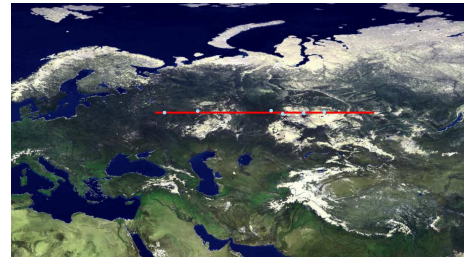


FIG. 4.2: La position de la coupe et des stations russes où ont été relevées les épaisseurs du manteau.(image MODIS/Terra)



FIG. 4.3: La position de la coupe et des stations canadiennes où ont été relevées les épaisseurs du manteau.(image MODIS/Terra)

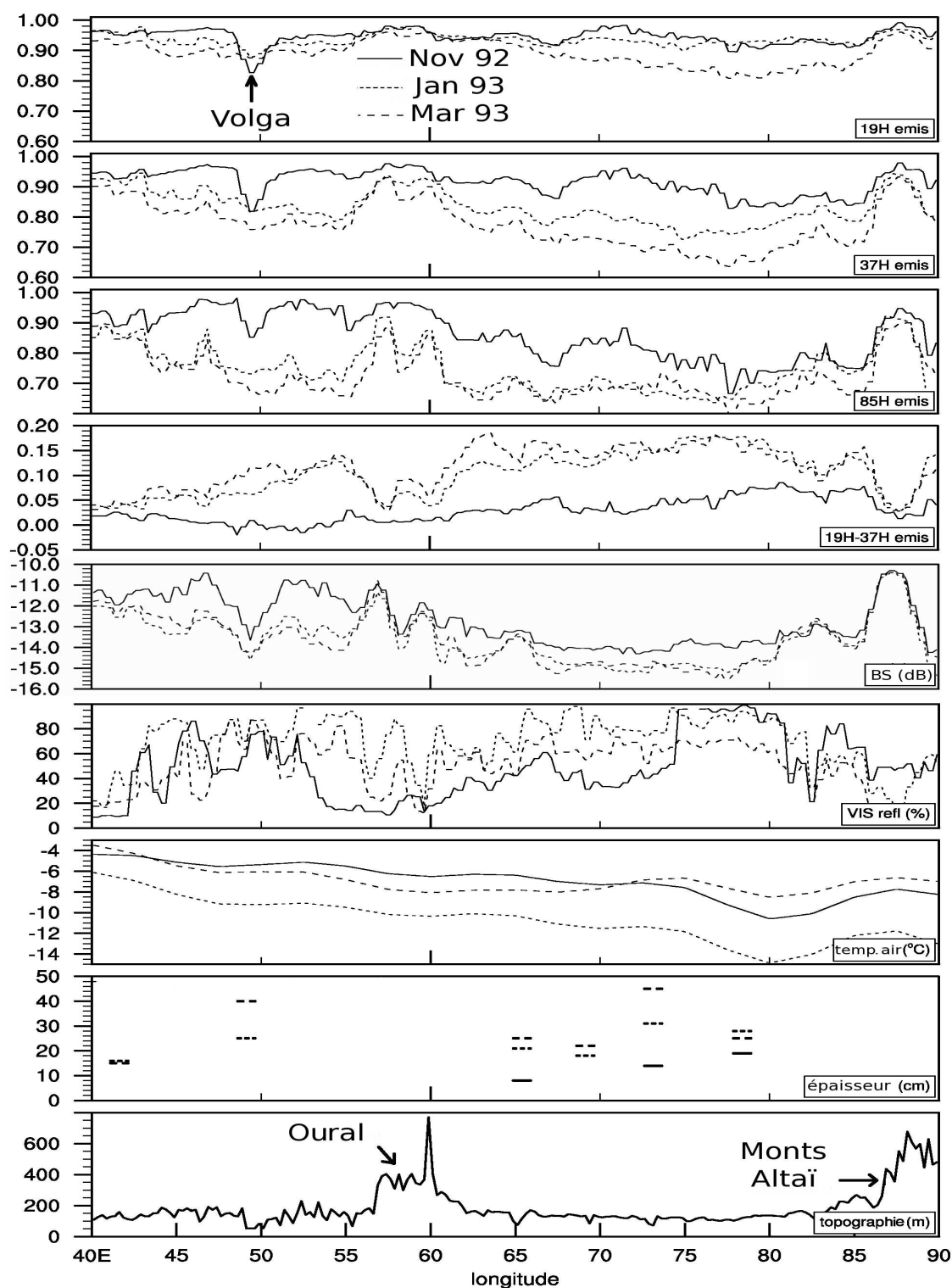


FIG. 4.4: La section longitudinale des moyennes mensuelles à $55,5^{\circ}\text{N}$ en Russie entre 40°E et 90°E . De haut en bas : les émissivités mensuelles à 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz en polarisation horizontale (SSM/I), les différences d'émissivités entre 19 GHz et 37 GHz, la rétro-diffusion micro-ondes (ERS), les réflectances visibles mensuelles (AVHRR), les températures de l'air à 2 mètres (ECMWF), les épaisseurs mesurées aux stations (étirées pour la visibilité) et la topographie (etopo2). Les coupes sont présentées pour les mois de novembre 92, janvier et mars 93.

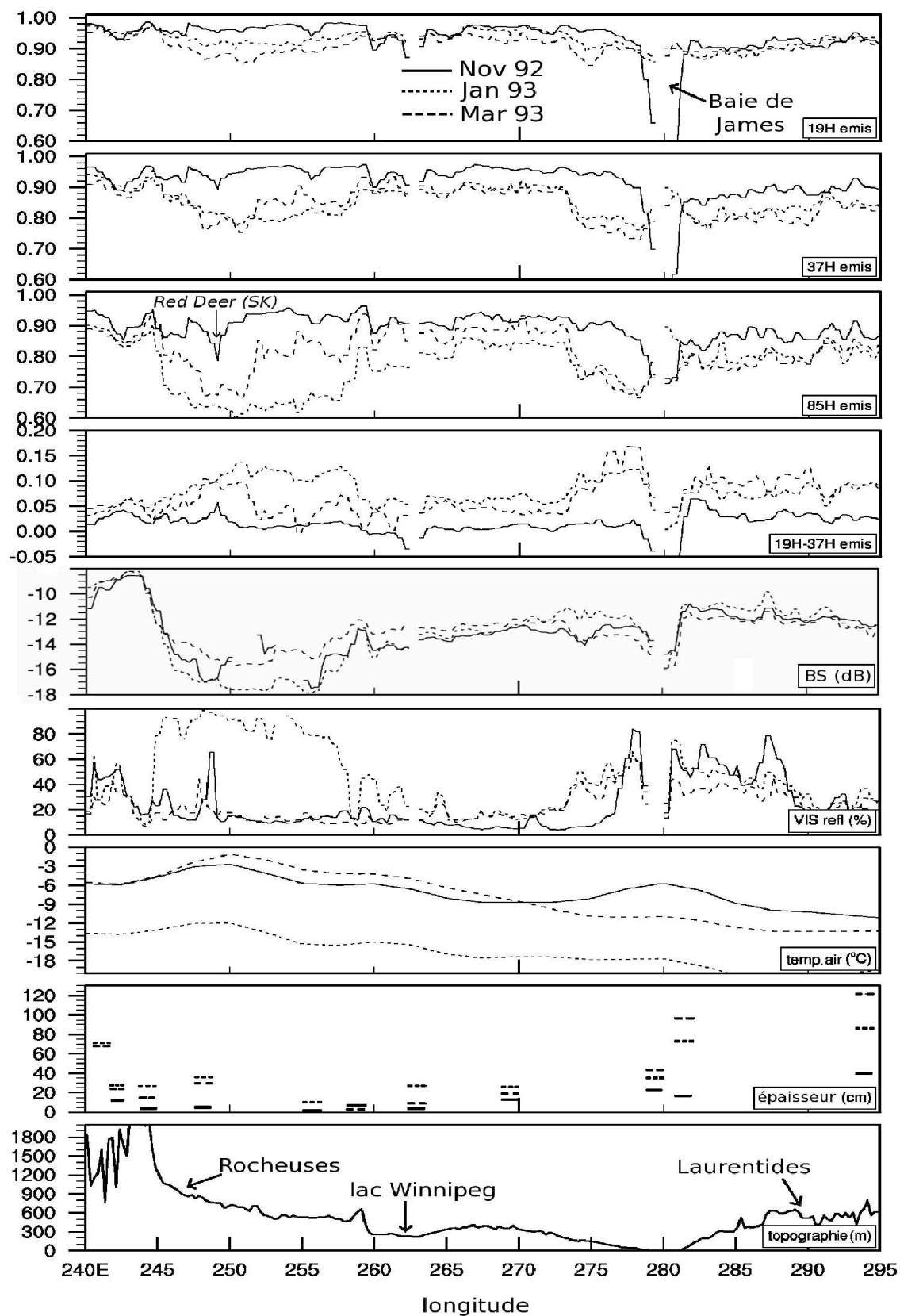


FIG. 4.5: La section longitudinale des moyennes mensuelles à 52,5°N au Canada entre 240°E et 295°E. Les graphes sont disposés à la manière de la figure 4.4.

et lacs ne sont pas encore gelés et éventuellement recouverts de neige, ces surfaces d'eau libre présentent des émissivités micro-ondes faibles : par ses propriétés diélectriques en micro-ondes, l'eau se caractérise par des émissivités et des coefficients de rétro-diffusion faibles facilement identifiables. On notera par exemple la Volga sur la coupe en Russie, la Baie de James et le lac Winnipeg sur la coupe en Amérique du Nord. On mentionnera aussi à 85 GHz sur la coupe en Amérique du Nord, la rivière Red Deer : à 19 GHz la résolution spatiale de ~ 50 km ne permet pas de détecter cette structure hydrologique, alors qu'elle s'identifie facilement à 85 GHz, et dans une moindre mesure à 37 GHz. Pendant les mois très froids de l'hiver, ces structures hydrologiques sont gelées éventuellement recouvertes de neige comme le reste de l'environnement et ne sont donc plus différenciables.

Les reliefs montagneux sont caractérisés par une augmentation du signal de rétro-diffusion et des émissivités, à cause de la rugosité à grande échelle, dont une analyse qualitative est proposée en Annexe B, qu'elles induisent. Ceci est surtout visible lorsque les valeurs de ces deux grandeurs aux alentours sont relativement faibles (autour des monts Altaï par exemple). La sensibilité au relief a tendance à s'accroître en présence de neige essentiellement avec micro-ondes passives. En effet, l'émissivité de la neige est souvent plus faible que celle d'un sol non enneigé couvert de végétation : par exemple autour de l'Oural, la signature du relief n'est pas nette en novembre, alors qu'elle est facilement identifiable en janvier et en mars quand les alentours sont enneigés. La même explication s'applique à la signature des Rocheuses sur la coupe en Amérique du Nord, en novembre, janvier et mars.

Au cours de l'hiver, dans les régions relativement plates, la rétro-diffusion et les émissivités décroissent, surtout à 85 GHz. Le manteau neigeux subit des modifications au cours de l'hiver (variations d'humidité, tassement, grossissement des grains de neige) qui se traduisent par des changements d'émissivité. Avec le grossissement des grains au cours de l'hiver, la contribution de la diffusion augmente, surtout pour les fréquences hautes. Par exemple, à l'ouest de l'Oural, les émissivités décroissent fortement à la fin de l'hiver même à 19 GHz. À l'est de l'Oural, cette décroissance est plus limitée, surtout à 19 GHz et à 37 GHz. Ceci est cohérent avec la classification de la neige par *Sturm et al.* (1995) qui distingue le type de neige PRAIRIE à l'ouest de l'Oural du type de neige TOUNDRA à l'est (*cf* fig. 3.14). Pour la fin de l'hiver, la neige de type TOUNDRA qui se forme dans les régions particulièrement froides (voir les courbes de température associées) contient une grande quantité de très larges grains (*depth hoar*, fig. 4.13) qui diffusent fortement le rayonnement micro-onde, même à 19 GHz.

La densité de végétation module aussi les signatures satellites observées. Tout au long de l'hiver dans les régions de forêts, les émissivités restent fortes, la rétro-diffusion, quoique plus faible que sur le relief, est élevée, à la différence des réflectances visibles qui restent limitées : la contribution du couvert végétal n'est jamais totalement masquée par la neige (par exemple entre 257°E –rive ouest du lac Winnipeg– et 273°E sur la coupe sur l'Amérique du Nord). Au contraire, dans les régions de faible densité de végétation (entre les longitudes 46°E et 85°E en Russie et entre 245°E –l'ouest des Rocheuses– et 257°E au Canada), les micro-ondes passives et actives prennent des valeurs faibles tandis que les réflectivités des valeurs très élevées dans le visible.

On notera que la relation entre les émissivités et les épaisseurs de la neige n'est pas évidente, même en utilisant la combinaison des émissivités à 19 GHz et à 37 GHz. Surtout en fin d'hiver, les différences significatives d'épaisseurs de neige (voir par exemple la coupe sur la Russie) ne semblent pas produire de changements notables sur la combinaison 19H–37H.

La sensibilité des observations satellites à la densité de végétation et au métamorphisme au cours de l'hiver va être maintenant examinée plus précisément. La sensibilité des observations à l'épaisseur de la neige sera étudiée dans le chapitre suivant.

4.2 L'influence de la végétation

Par les propriétés diélectriques de ses constituants et par sa géométrie, la végétation joue un rôle-clef.

Les histogrammes de la figure 4.7 représentent les distributions normalisées des émissivités à 19 GHz, à 85 GHz et des différences entre 19 GHz et 37 GHz ainsi qu'entre 37 GHz et 85 GHz toutes quatre en polarisation horizontale, celles des coefficients de rétro-diffusion, enfin celles des réflectances visibles. Ces histogrammes sont établis sur la zone présentée en figure 4.6 entre 60°E et 90°E de longitude et entre 52°N et 63°N de latitude, sélectionnée pour son relief peu marqué et uniforme, afin de bien isoler la contribution de la végétation de la contribution du relief. Trois types de densité de végétation sont pris en compte. Le premier regroupe la végétation dense et persistante : les forêts d'arbres à feuillage persistant -principalement les conifères-, correspondant aux classes 2 et 3 dans la classification de *Matthews* (1983) réduite à 10 classes. Le second type correspond à une densité de végétation moins forte essentiellement constituée de forêt à feuillage caduc, *i.e.*, pas très dense en hiver. Le dernier type correspond à une faible densité de végétation : les steppes (7), les toundras (8) et les zones agraires (10), particulièrement peu denses en hiver.

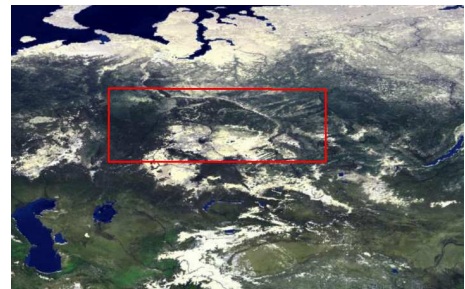


FIG. 4.6: La localisation de la zone utilisée pour les histogrammes de la figure 4.7. (image MODIS/Terra)

La sensibilité à la densité de la végétation croît avec la fréquence. Alors que les émissivités de la végétation sont relativement similaires de 19 GHz à 85 GHz, les émissivités de la neige sont beaucoup plus faibles à 85 GHz qu'à 19 GHz. En conséquence, le contraste entre les émissivités de la végétation et de la neige est bien plus fort à haute fréquence, et donc la sensibilité à la présence de végétation bien plus importante à haute fréquence. La différence d'émissivité entre 19 GHz et 37 GHz est elle aussi affectée par la présence de végétation. Dans les algorithmes dérivés de celui de Chang, ceci va inévitablement induire de larges erreurs si des précautions ne sont pas prises.

En micro-ondes actives, la présence de neige sur un faible relief abaisse le coefficient de rétro-diffusion que la végétation a tendance à augmenter. Ainsi, l'intensité du signal retourné diminue lorsque la densité de végétation diminue. Dans le visible, la réflectance de la neige vierge est très forte ($\sim 80\%$) alors que la réflectance de la végétation est de l'ordre de 20 %. En conséquence, comme prévu, les réflectances diminuent lorsque la densité de végétation croît.

Ces comportements établis sur la zone considérée en figure 4.6 se retrouvent à l'échelle globale, comme on peut le vérifier sur les cartes de la figure 4.1. En effet, les forêts denses localisées sur la région des Grands Lacs nord américains et à l'ouest de l'Oural sont repérées par leur émissivité à 85 GHz élevée et par leur réflectance visible basse tout au long de l'hiver quand la neige est présente. À l'inverse, les régions de faibles densités telles que celles des Grandes Plaines

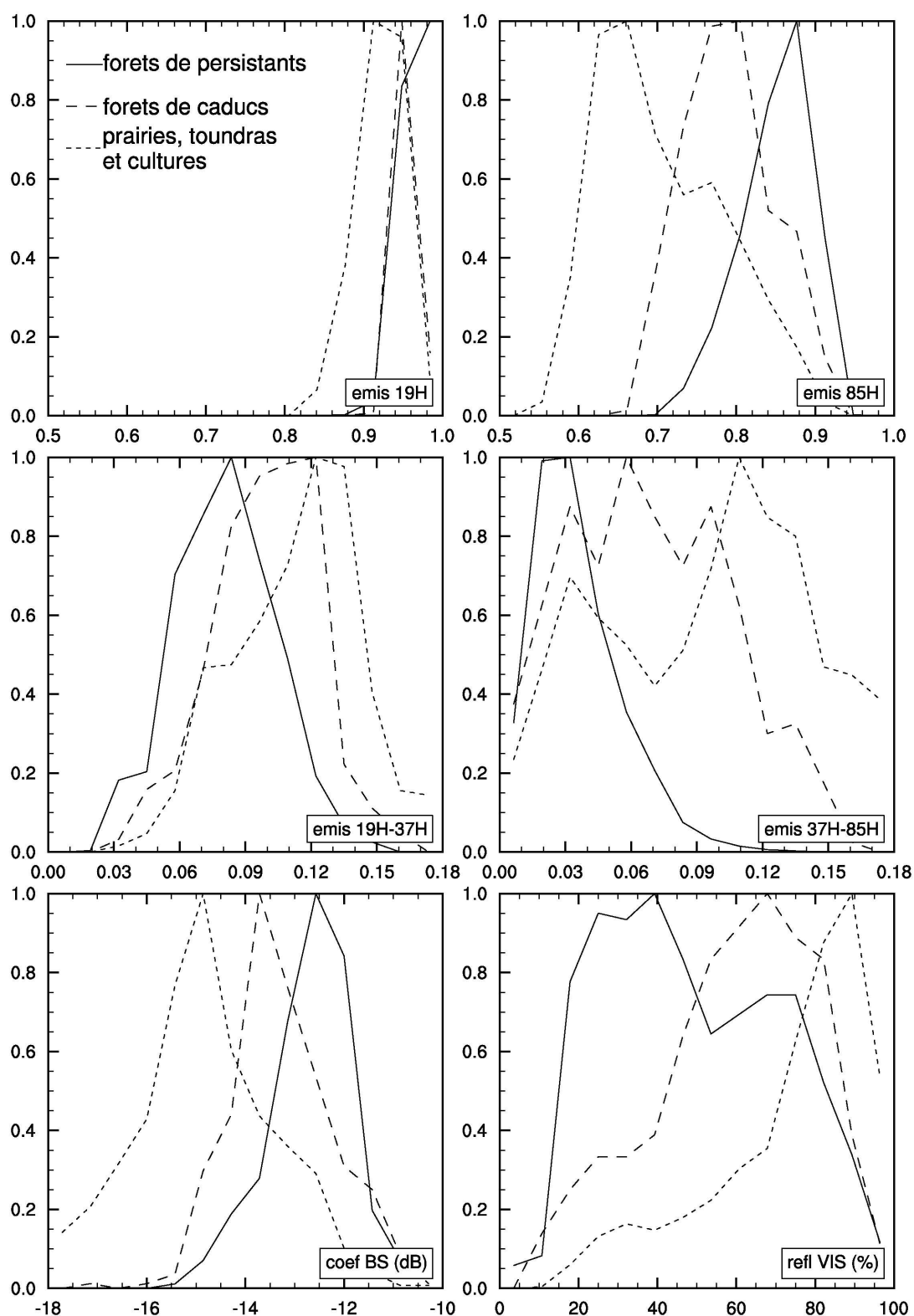


FIG. 4.7: Les histogrammes normalisés, pour trois densités de végétations différentes, des émissivités à 19 GHz et à 85 GHz, ainsi que des différences 19H–37H et 37H–85H, en polarisation horizontale, des coefficients de rétro-diffusion et des réflectances visibles en janvier 1993 pour tous les points recouverts de neige sur la région délimitée par $(60,0^{\circ}\text{E} : 52,0^{\circ}\text{N})$ et $(90,0^{\circ}\text{E} : 63,0^{\circ}\text{N})$ (fig. 4.6).

aux États-Unis, du Grand Nord canadien ou encore du nord de la mer Caspienne sont associées à des émissivités à 85 GHz particulièrement basses durant toute la saison. Les réflectances correspondantes, lorsqu'elles sont disponibles, présentent des valeurs élevées.

Cette dualité entre les émissivités à 85 GHz et les réflectances visibles vis-à-vis de la végétation enneigée est confirmée par les corrélations entre ces deux canaux.

Les tableaux présentés en figure 4.8 représentent les coefficients de corrélation linéaire entre les moyennes mensuelles des observations satellites pour deux densités de végétation. La couleur rend compte de l'importance de cette corrélation. Les carrés se divisent en deux triangles : celui supérieur-gauche correspond aux surfaces complètement enneigées et celui inférieur-droit à celles où la neige est absente. Les mois de novembre 1992 et février 1993 ont été choisis car ils sont représentatifs du comportement général.

À l'opposé du comportement en l'absence de neige, l'anti-corrélation entre les réflectances visibles et les émissivités à 85 GHz en présence de neige n'est pas négligeable. Elle augmente au cours de l'hiver et est plus importante dans le cas d'une faible densité de végétation (-0,73). Ce comportement pourrait trouver son intérêt lorsqu'il s'agira de contourner la limitation de la nuit hivernale.

Par ailleurs, toujours en présence de neige, la différence entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz (non représentée sur le graphique) est bien corrélée avec les émissivités à 85 GHz ($\sim -0,8$). Or ces dernières ayant montré leur sensibilité à la densité de la végétation, l'influence de celle-ci sur l'estimateur de l'épaisseur mis au point par *Chang et al.* (1987) est à nouveau prouvée.

4.3 L'influence du métamorphisme

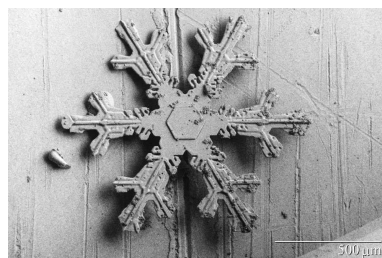


FIG. 4.9: La vue au microscope électronique d'un cristal de neige de type hexagonale.(image emu.arsusda.gov/snowsite)

Sur les deux coupes longitudinales (figures 4.4 et 4.5), nous avons déjà pu voir que les signatures micro-ondes évoluaient au cours de l'hiver, sous l'influence du métamorphisme dans la neige.

L'évolution des observables au cours de l'hiver est mise en évidence dans la figure 4.10. Elle montre les déplacements des distributions normalisées des épaisseurs de neige, des émissivités à 85 GHz, des différences d'émissivités entre 19H-37H et 37H-85H, des coefficients de rétro-diffusion et des réflectances visibles en Amérique du Nord entre (263°E :46°N) et (297°E :52°N) choisie pour son type de végétation constant (forêts de conifères).

Tandis que les épaisseurs augmentent entre novembre et février, les différences 37H-85H mais surtout 19H-37H suivent le mouvement conformément à *Chang et al.* (1987). Toutefois, alors que

la dispersion des épaisseurs se fait plus grande au fur et à mesure de l'hiver, celle de la différence d'émissivités 19H-37H reste stable à $\sim 0,03$. En outre, les épaisseurs en mars sont en moyenne supérieures à celles de février, mais les différences 19H-37H y deviennent inférieures, contrairement à ce qui est prévu par l'algorithme de Chang. *Kelly and Chang* (2003) ont aussi noté ce comportement d'*hystérésis*. Durant la première partie de l'hiver, la différence entre 19H et 37H augmente avec l'épaisseur de la neige, mais après un maximum, cette différence décroît plus vite que l'épaisseur de la neige. Il est alors recommandé de ne pas utiliser l'algorithme. *Rosenfeld and Grody* (2000) insistent aussi sur cet aspect qu'ils qualifient de *comportement anormal*. Ce comportement se retrouve dans la distribution des émissivités à 85 GHz. Au cours de

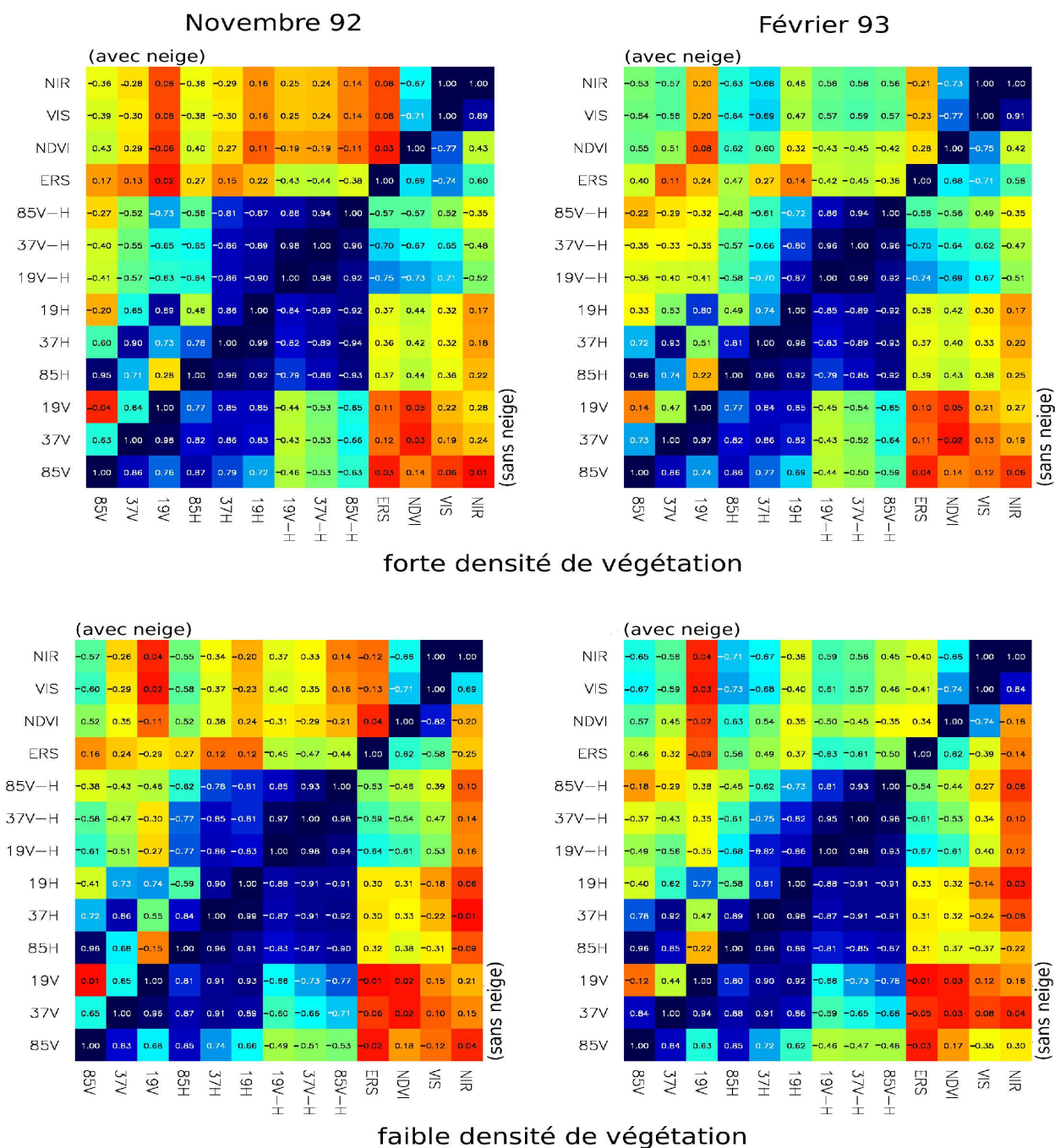


FIG. 4.8: Tableaux des corrélations entre les observations sur les régions de faible (en bas) et fortes (en haut) densités de végétation pour les mois de novembre 92 et février 93. Les corrélations sur les zones couvertes de neige figurent dans le triangle supérieur gauche. Les corrélations significatives figurent en bleu foncé tandis que les valeurs voisines de zéro sont en rouge.

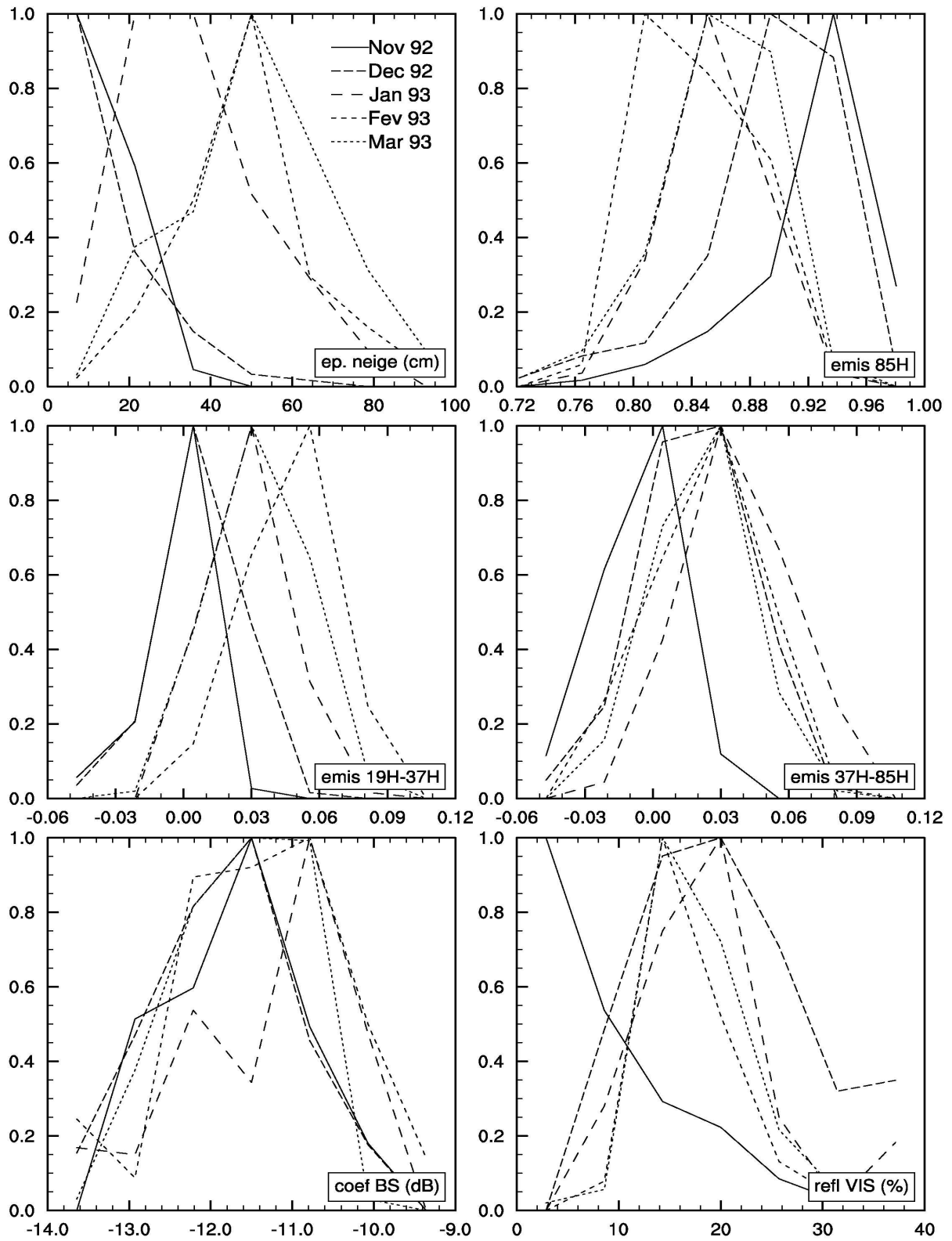


FIG. 4.10: Les histogrammes normalisés des épaisseurs de neige, des émissivités micro-ondes à 85 GHz et des différences entre 19 GHz et 37 GHz, des coefficients de rétro-diffusion, enfin des réflectances visibles. La région concernée est délimitée par (263° E : 46° N) et (297° E : 52° N) et est couverte de forêt de conifères. L'évolution des distributions est présentée entre novembre 1992 et mars 1993.

l'hiver, elles diminuent jusqu'à un minimum atteint en février. Les différents auteurs expliquent ces changements de comportement par le métamorphisme dans la neige, au cours de l'hiver.

Avec la rétro-diffusion et les réflectances visibles, le même phénomène apparaît, avec une augmentation des valeurs respectives dans la première moitié de l'hiver, puis une diminution, bien avant la fonte. La diminution du signal de rétro-diffusion, bien que faible, est due à l'augmentation du contenu en eau liquide dans le manteau sous l'effet du métamorphisme. Quant à la diminution des réflectances visibles, elle est généralement expliquée par le dépôt de résidus de végétation ou d'aérosols (*Aoki et al.* (2003)), et dans une moindre mesure par le métamorphisme dans la neige. Cependant, étant donné que les changements de comportement observés en visible coïncident avec ceux observés en micro-onde, on est en droit de se demander si ces deux comportements ne sont pas liés au même phénomène.

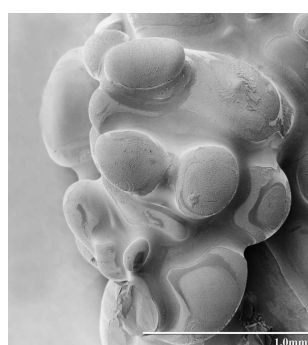


FIG. 4.12: La vue au microscope électronique d'un agglomérat de grains de neige liés par des ponts de glace.

Ces différentes influences du métamorphisme sur les observations sont aussi mises en évidence en se plaçant en un point du globe et en observant leur évolution à travers l'hiver. Les séries temporelles présentées en figure 4.11 regroupent les émissivités à 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz ainsi que les différences entre 19 GHz et 37 GHz, et entre 37 GHz et 85 GHz en polarisation horizontale à la résolution temporelle maximale de 3 heures si les conditions nuageuses le permettent.

D'autres observations sont aussi reportées sur la figure 4.11 : les coefficients de rétro-diffusion, les réflectances visibles mensuelles, les températures de surface (*i.e.* déduites des observations infrarouge (estimations ISCCP)). Les mesures *in situ* des épaisseurs du manteau sont indiquées : une cellule pouvant contenir plusieurs stations, les relevés présentés ici sont la moyenne arithmétique des épaisseurs au sein de cette cellule. Les deux cellules retenues pour leur comportement représentatif, sont localisées en (134,7°E ; 60,4°N) en Russie et en (293,3°E ; 54,9°N) au Canada.

La période étudiée court du 1er octobre 1992 au 30 avril 1993.

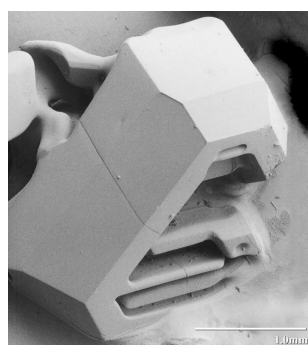


FIG. 4.13: La vue au microscope électronique d'un grain de givre à la base du manteau, givre de profondeur.

Le décalage observé entre le cycle de la différence d'émissivités 19H-37H et celui de l'épaisseur de neige se confirme ici avec un décrochage du canal vers la mi-mars sur la station canadienne, alors que l'épaisseur ne change pas. Le cycle de la différence entre les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz présente, lui, un décalage plus faible avec celui de l'épaisseur. Les deux séries temporelles montrent que cette différence continue de diminuer quand le manteau continue de s'épaissir ((a), jusqu'à la mi-février) et se stabilise en même temps que l'épaisseur ((b), à partir de la mi-février).

En fin d'hiver, les températures approchent de 0°C, elles favorisent alors grandement le métamorphisme. Les cristaux grossissent et la formation de givre (fig. 4.13) va même jusqu'à faire réagir les émissivités à 19 GHz (à partir de la seconde dizaine du mois de mars 93). Elles étaient présentées, jusque là, comme particulièrement stables. Cette période est propice à l'alternance des températures autour du point de fusion entre le jour et la nuit. C'est donc à cette époque que les cycles gel-dégel sont aisément repérables par les oscillations d'émissivités.

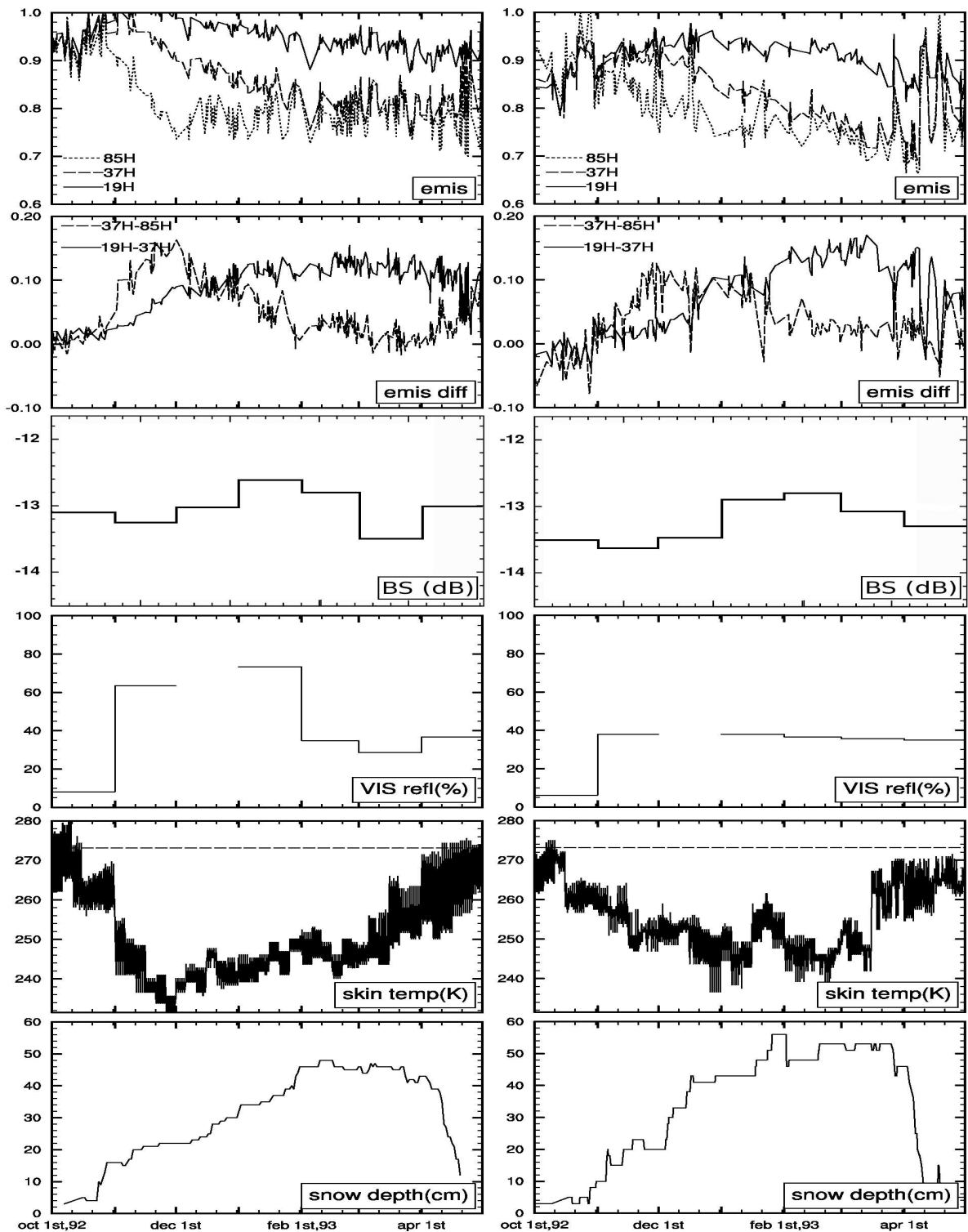


FIG. 4.11: Les séries temporelles entre octobre 1992 et avril 1993 en deux points du globe. À gauche en Russie (134,7°E;60,4°N) (a) et à droite au Canada (293,3°E;54,9°N) (b). De haut en bas : les émissivités à 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz en polarisation horizontale (SSM/I F-10 et F-11), les différences d'émissivité 19H-37H et 37H-85H, les réflectances visibles mensuelles (AVHRR), les températures de surface (ISCCP) et les mesures *in situ* des épaisseurs de neige. Les émissivités ne sont présentées que si elles ont été calculées en ciel dégagé.

Nous avons donc mis en évidence la **variabilité spatiale et temporelle** des signatures micro-ondes au dessus des régions enneigées. Le **relief**, la **végétation** et l'**évolution du manteau neigeux au cours de l'hiver** sont les principaux facteurs influençant les émissivités micro-ondes. Si qualitativement leurs effets sont correctement compris, il reste très difficile de les modéliser avec précision, au moins à l'échelle régionale ou globale. On a pu de plus constater que la relation entre les épaisseurs de la neige et les émissivités micro-ondes n'était pas simple. Les algorithmes du type de ceux de Chang montrent des limitations sérieuses, qui ont d'ailleurs été reconnues par leurs auteurs. Nous allons maintenant ré-examiner la possibilité de restituer l'épaisseur de la neige à partir des observations satellites. À l'échelle du globe, est-ce vraiment possible, étant donné la sensibilité de la neige aux nombreux paramètres qui la caractérisent ?

Chapitre 5

Estimation du contenu en eau du manteau neigeux

Sommaire

5.1	Variables du manteau et observations satellites considérées	84
5.2	Relations entre les observations et les épaisseurs de neige	86
5.2.1	relations générales	86
5.2.2	restriction des influences géographiques et temporelles	90
5.3	Suppression de la variabilité locale	95
5.3.1	le centrage et la normalisation	95
5.3.2	variabilité inter-annuelle des statistiques locales	100
5.3.3	variabilité géographique des statistiques locales	101
5.4	Extension spatiale des statistiques locales	103
5.4.1	interpolation et interpolation statistique	103
5.4.2	apport d'un modèle de surface	108
5.5	Algorithmes d'inversion	125
5.5.1	régression linéaire et multilinéaire	125
5.5.2	réseaux de neurones artificiels	126
5.6	Inversion de l'épaisseur de neige par RNA	127
5.6.1	les bases d'apprentissage et de généralisation	127
5.6.2	l'apprentissage	128
5.6.3	étude du contenu en information des observations satellites	130
5.6.4	qualité de la restitution	131
5.6.5	analyse des épaisseurs inversées	134

Beaucoup de techniques d'inversion de l'épaisseur du manteau neigeux ont été établies avec des algorithmes fonctionnant à l'échelle locale. Les tentatives d'extension de ces algorithmes de restitution à l'échelle globale ne sont pourtant pas probantes. Pourquoi le domaine d'application de ces algorithmes doit-il se restreindre localement ? Le chapitre précédent mais aussi la littérature ont prouvé que les observations satellites utilisées pour ces inversions sont sensibles à d'autres paramètres que l'épaisseur de la neige, ce qui pose donc le problème de l'extension du domaine d'application d'un algorithme paramétré localement.

Les algorithmes fonctionnant bien aux échelles locales utilisent de façon isolée différentes observations satellites. Il semble donc que chacune d'elles contienne de l'information sur le manteau

neigeux. Nous allons donc mener une étude objective du contenu en information des diverses observations satellites (émissivités et rétro-diffusion micro-ondes et réflectances visible) afin de quantifier réellement ce qu'il est possible de faire et ce qui ne l'est pas. Si ces données satellites ne se révélaient pas assez riches en information pour envisager une inversion globale de l'épaisseur de neige, des informations externes (végétation, topographie) ou des prévisions de modèles seront adjointes.

Des méthodes simples d'inversion seront d'abord considérées et si les résultats n'étaient pas satisfaisants, nous aurons recours à des méthodes de complexité croissante. Au final, il apparaîtra nécessaire de développer des méthodes propres à la fusion des observations satellites ainsi qu'à leur combinaison avec des mesures *in situ* et des sorties de modèle.

5.1 Variables du manteau et observations satellites considérées

Les analyses réalisées en amont ont montré la grande variabilité des données satellites aussi bien spatialement que temporellement. Celle-ci trouve son origine dans les spécificités de chaque région (végétation, température et topographie principalement).

Il s'avère, toutefois, que les émissivités micro-ondes sont sensibles à la traversée du manteau neigeux et pourraient donc l'être à son épaisseur (*cf* Section 1.2.2). Mais plutôt que l'épaisseur, c'est l'équivalent en eau liquide qui, dans une certaine mesure, importe. Son rôle est capital dans le bilan hydrique global entre le réservoir que constitue le manteau et la libération au moment de la fonte.

Existe-il un lien entre la quantité en eau liquide et l'épaisseur associée ?

Le SMC met à notre disposition une base de mesures *in situ* de l'épaisseur de neige et de l'équivalence en eau liquide obtenues tel qu'indiqué au Chapitre 3.

Les épaisseurs de neige et les équivalents en eau disponibles uniquement sur le Canada sont comparés sur la figure 5.1. L'hiver est découpé en trois périodes représentatives des différents états de la structure du manteau, révélés précédemment. D'abord novembre et décembre 1992, où la neige est fraîche et peu compacte. Ensuite janvier et février 1993, un stade intermédiaire marqué par un métamorphisme qui commence à se faire sentir avant les mois de mars et d'avril où celui-ci s'intensifie et est accompagné de processus de percolation liés à la fonte. L'aspect général de la figure 5.1 prouve l'existence d'un lien fort entre l'épaisseur de la neige et son équivalence en eau liquide. En effet, ces deux grandeurs sont reliées par un facteur (~ 4) lié à la densité moyenne des manteaux neigeux ($\sim 250 \text{ kg.m}^{-3}$).

En voulant raffiner, on peut séparer les différentes périodes et chercher les trois courbes¹ s'ajustant au mieux aux points de chacune d'elles. L'augmentation de la densité du manteau au cours de l'hiver est alors mise en évidence. En effet, au début de la saison -courbe aux cercles-, la neige est fraîche donc encore peu compacte ($\sim 200 \text{ kg.m}^{-3}$). Le manteau contient beaucoup d'air. La conversion de l'épaisseur à l'équivalence en eau liquide se fait *via* un facteur de densité faible. Au fur et à mesure, le métamorphisme intervient et la neige se compacte ($\sim 300 \text{ kg.m}^{-3}$). Le facteur de conversion augmente donc (courbes aux triangles puis aux croix).

Par ailleurs, l'évolution de l'exposant confirme le rôle du métamorphisme durant les mois de transition. Il paramétrise la courbure de la fonction reliant les épaisseurs aux équivalents en eau liquide. Au début et à la fin de l'hiver, il vaut respectivement 1,22 et 1,25 indiquant une relative

¹de la forme $a.e^b$, avec e , l'épaisseur de neige (par exemple, $e_{liq} = 0,83 \cdot e^{1,22}$ en début d'hiver). Le choix de la loi de puissance s'explique par la non-linéarité des épaisseurs due à la compression.

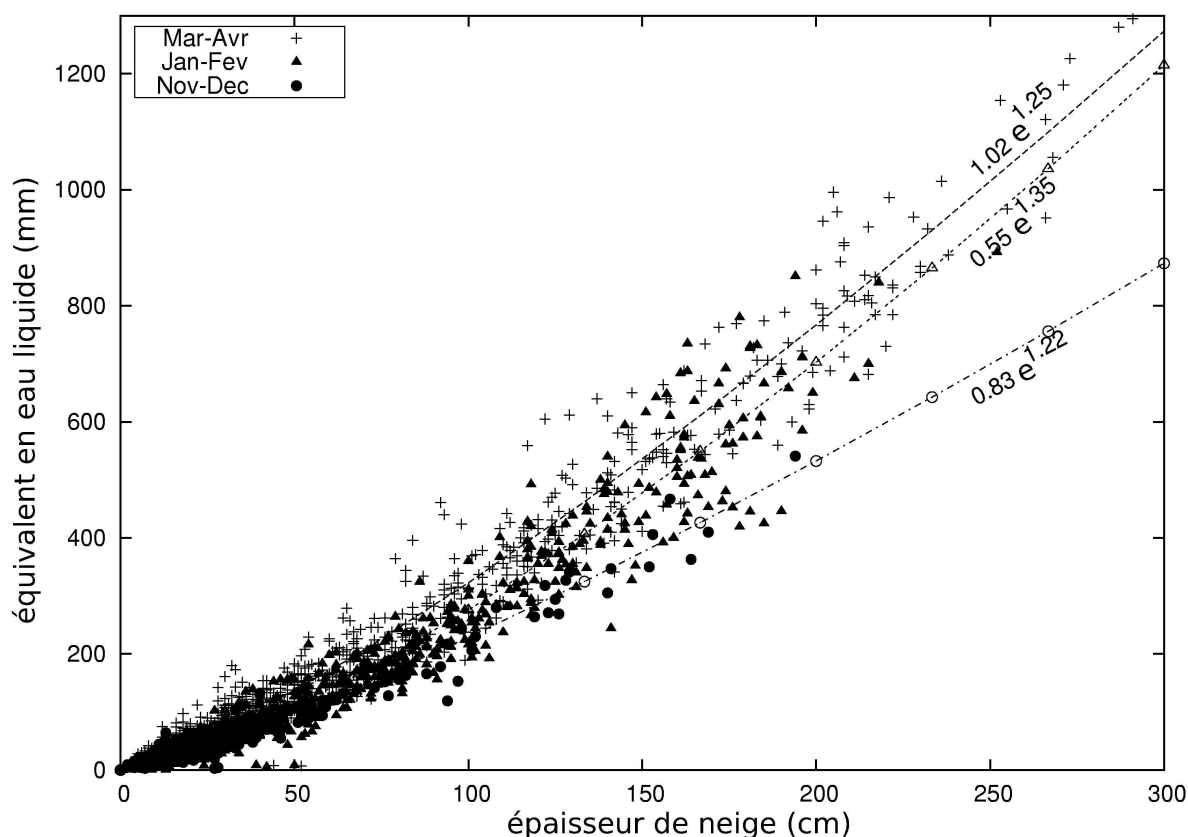


FIG. 5.1: Les relations entre l'épaisseur et l'équivalent en eau liquide des manteaux neigeux. Une évolution des relations s'observe entre le début de l'hiver -novembre à décembre 1992- (points), le milieu -janvier à février 1993- (triangles) et la fin -mars à avril- (croix).

linéarité dans le lien entre l'épaisseur et son équivalence liquide. À ces deux stades, l'évolution de la structure est faible et uniforme à l'intérieur du manteau. Mais en janvier et en février, l'exposant monte à 1,35. Cette non-linéarité plus marquée est due aux disparités entre les manteaux : ceux pour lesquels le métamorphisme a commencé à agir et les autres. En effet, la courbure est supérieure à celle sur les deux autres périodes car ce sont les manteaux les plus épais qui subissent le plus cette transformation. Cela se comprend par une compression plus importante rencontrée avec les épaisseurs importantes et par le fait que ces dernières sont localisées dans les régions aux températures hivernales plus douces. Les précipitations étant d'autant plus abondantes que l'air contient d'eau, c'est-à-dire que sa température est élevée (la pression de vapeur saturante augmente avec cette dernière). Pour ces deux raisons géographiquement liées, la pente est plus forte aux grandes épaisseurs qu'aux petites moins sensibles au métamorphisme, d'où une courbure positive plus importante.

Cependant, un lien fort entre les épaisseurs et leurs équivalents en eau demeure. De l'un, l'autre pourra être déduit efficacement. Puisque l'épaisseur est plus facile à mesurer, la suite s'appuie sur celle-ci comme grandeur *in situ* cherchant à être retrouvée par les observations satellites.

L'analyse des relations entre les canaux sur un sol couvert de neige faite au chapitre 4 a montré l'existence des liens forts entre les différents canaux micro-ondes. Toutefois, l'écart en fréquence grandissant, les corrélations entre les émissivités s'affaiblissent. Il est donc utile de retenir les

trois fréquences 19 GHz, 37 GHz et 85 GHz.

À cela s'ajoute la polarisation pour laquelle *Rango et al.* (1979) ont prouvé que les observations micro-ondes satellites réalisées selon l'une ou l'autre polarisation sur de grandes tâches au sol ont un comportement très proches. Il n'y a donc pas de sensibilité particulière sur un sol enneigé à la polarisation lors d'observations depuis l'espace. Mais, puisque par ailleurs les mesures faites depuis le sol avec le radiomètre PAMIR par *Mätzler* (1994) ont montré une plus grande sensibilité de la polarisation horizontale, l'étude qui suit peut donc se limiter à cette polarisation.

De là, puisque les émissivités en polarisation horizontale et la différence entre les émissivités de polarisation opposée sont fortement anti-corrélées, quel que soit le type de surface enneigée (tab. 4.8), l'apport des différences de polarisation est faible. Celles-ci ne sont donc pas retenues.

Enfin, les différences de fréquence n'ayant pas de liens clairement établis avec les canaux micro-ondes, ils sont susceptibles de contenir des informations nouvelles. Mais comme la différence 19H–37H, qui a montré sa qualité d'estimateur de l'épaisseur (*Chang et al.* (1987)), est très corrélée à la différence 19H–85H, cette dernière n'est pas prise en compte.

Par ailleurs, le lien étroit entre les réflectances visibles et proche infrarouge permet de ne considérer que les réflectances visibles.

Finalement, les canaux contenant des informations distinctes sont les émissivités micro-ondes à 19 GHz, à 37 GHz et à 85 GHz, et leur différence entre 19 GHz et 37 GHz et entre 37 GHz et 85 GHz, prises toutes les cinq en polarisation horizontale. Les réflectances visibles et les coefficients de rétro-diffusion, apportant tous deux leur lot d'informations spécifiques sont également retenus.

5.2 Relations entre les observations et les épaisseurs de neige

5.2.1 relations générales

Les différentes analyses menées dans la partie précédente ont montré une sensibilité des micro-ondes à la structure du manteau neigeux ainsi qu'aux transformations qu'il subissait. De là, une variabilité des observations satellites a été détectée, aboutissant à la conclusion de l'existence de types de neiges distincts peut-être caractérisables par les observations micro-ondes. Malgré cette variabilité, les micro-ondes sont-elles aptes à déterminer l'épaisseur du manteau ?

canal	19 GHz	37 GHz	85 GHz	19H-37H	37H-85H	VIS	σ_{ERS}
corrélation	-0,06	-0,12	0,04	0,11	-0,21	-0,04	0,26

TAB. 5.1: Les coefficients de corrélation bruts entre les observations satellites et l'épaisseur de la neige. Ils sont calculés sur l'ensemble des données à disposition.

Une première mesure des liens établis précédemment sur l'ensemble des données est traduite par les coefficients de corrélations linéaires (tableau 5.1).

La faiblesse des corrélations brutes rend, telle quelle, impossible l'inversion simple à l'échelle globale de l'épaisseur à partir des observations satellites. Les canaux qui présentent les meilleures corrélations sont σ_{ERS} (fig. 5.2) et 37H–85H.

Certes les sensibilités évoquées au paragraphe précédent existent mais ne permettent pas d'en déduire l'épaisseur.

Les histogrammes de la figure 5.3 représentent la distribution des valeurs des émissivités micro-ondes pour trois gammes d'épaisseur de neige sur l'ensemble du jeu de données de l'hiver 1993.

Il ressort que plus l'épaisseur est importante, plus les émissivités ont tendance à diminuer. Cette baisse est d'autant plus marquée que la fréquence est élevée. Toutefois, au-delà d'une valeur critique, liée à une diffusion maximale et aux propriétés diélectriques du milieu, les émissivités ne réagissent plus à l'épaisseur. Ainsi à 37 GHz, on distingue un glissement vers les basses émissivités avec l'épaississement du manteau. Mais à 85 GHz, les distributions des émissivités pour les épaisseurs au-delà de 20 cm sont très proches.

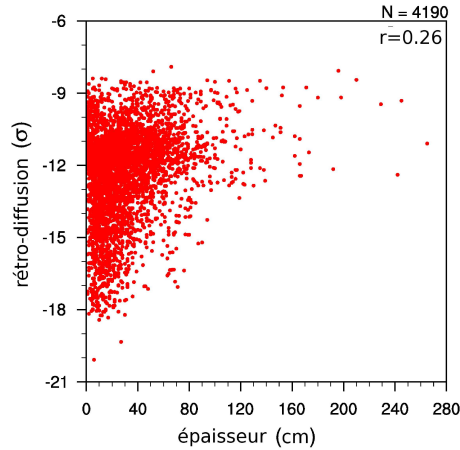


FIG. 5.2: Le comportement de la rétro-diffusion micro-onde (ERS) avec l'épaisseur de la neige sur l'ensemble des données disponibles. Ici, la distribution montre une augmentation non-linéaire avec l'épaisseur. Cela vient en partie du lissage des surfaces par la neige (cf. Annexe B).

seur dépendant de la fréquence au-delà de laquelle il n'est plus possible de distinguer quelque épaisseur que ce soit. En résumé, le rayonnement à 19 GHz est peu voire pas sensible à la neige, celui à 85 GHz y est très sensible et sature après la première dizaine de centimètres. Entre les deux, le rayonnement à 37 GHz offre une dynamique un peu plus intéressante, qui se retrouve dans le comportement de la différence 19H–37H vis-à-vis de l'épaisseur.

Examinons maintenant de plus près comment varient les observations avec l'épaisseur de la neige.

Sur la figure 5.4 sont présentées les observations satellites en fonction de l'épaisseur de neige sur l'ensemble des données.

Afin de mettre en évidence un éventuel lien, quatre domaines d'épaisseur sont considérés : $[0 : 10[$, $[10 : 20[$, $[20 : 30[$ et $[30 : \infty[$. Les moyennes et les écart-type figurent en rouge.

La première remarque qui doit être faite concerne la grande dispersion des observations. En effet, le chapitre précédent a montré le rôle important de la végétation, du relief et du métamorphisme sur les signatures satellites, occasionnant un rapport signal sur bruit particulièrement faible.

La différence d'émissivités 19H–37H montre aussi ce déplacement avec l'épaisseur. Un décalage de 0,025 entre les maxima des trois distributions est observé. Cela s'explique par la relative constance des émissivités à 19 GHz et l'évolution des émissivités à 37 GHz évoquée plus haut.

Bien que les décalages soient de l'ordre de grandeur de l'incertitude sur la mesure ($\sim 0,02$), la taille de l'échantillon (4207 points) est suffisamment grande pour que les différences d'histogrammes soient représentatives statistiquement. Toutefois, il ne s'agit que d'une tendance générale avec une faible séparation des pics des distributions qui se recouvrent néanmoins largement. Par conséquent, si l'on mesurait une différence d'émissivités 19H–37H de 0,02, il y aurait presque équi-probabilité d'être dans les trois gammes d'épaisseur. L'exploitation de ces tendances pour faire l'inversion directe n'est donc pas possible. Les mêmes remarques peuvent être faites pour la rétro-diffusion dont les distributions sont également peu séparées (non représenté).

Cette première exploration confirme une certaine sensibilité des hautes fréquences à l'épaisseur de neige traversée.

Celle-ci admet, cependant, une borne supérieure d'épais-

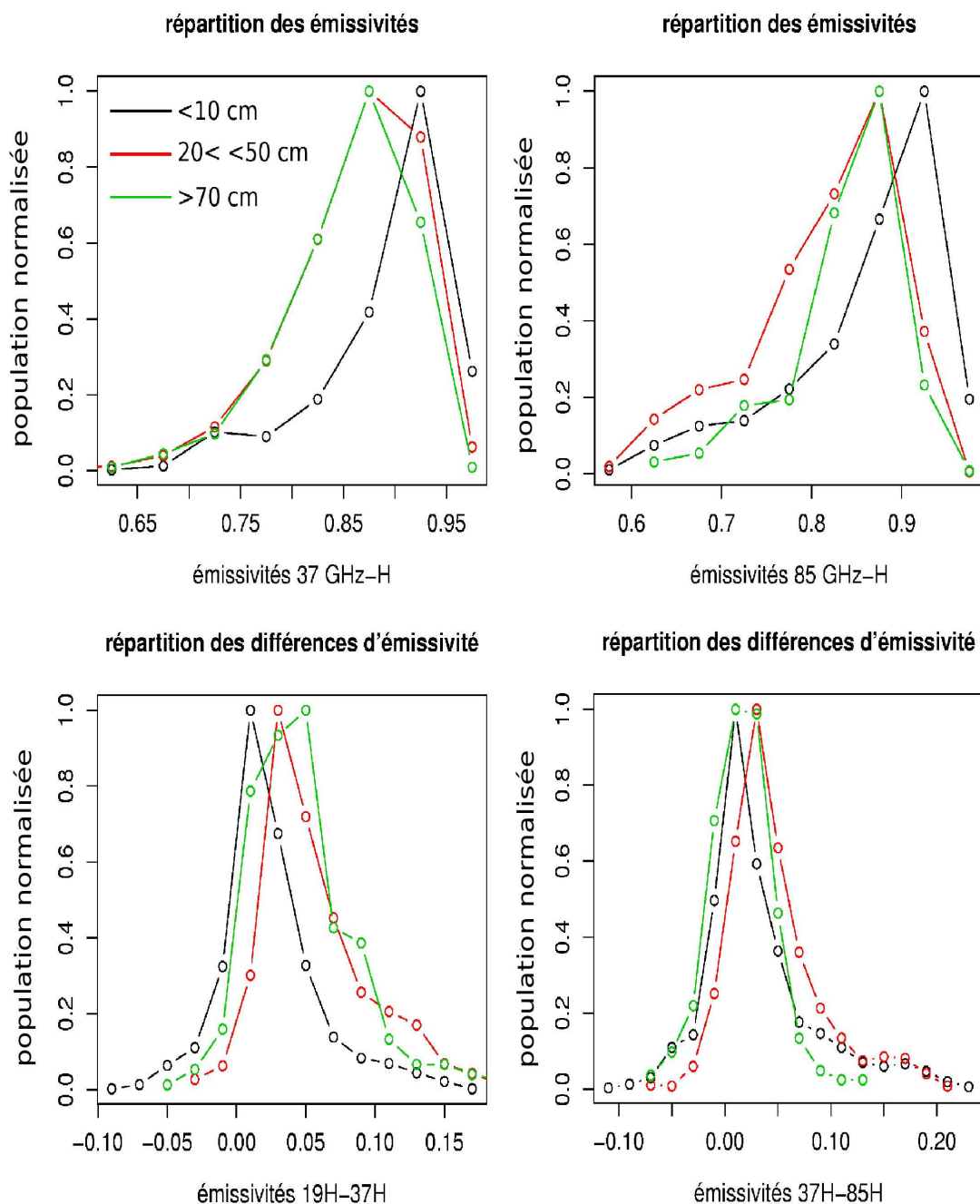


FIG. 5.3: Les histogrammes des répartitions des émissivités à 37 GHz et à 85 GHz ainsi que des différences 19H-37H et 37H-85H pour trois gammes d'épaisseur. Les canaux ne figurant pas ne présentent pas de distinction significative entre leurs trois histogrammes.

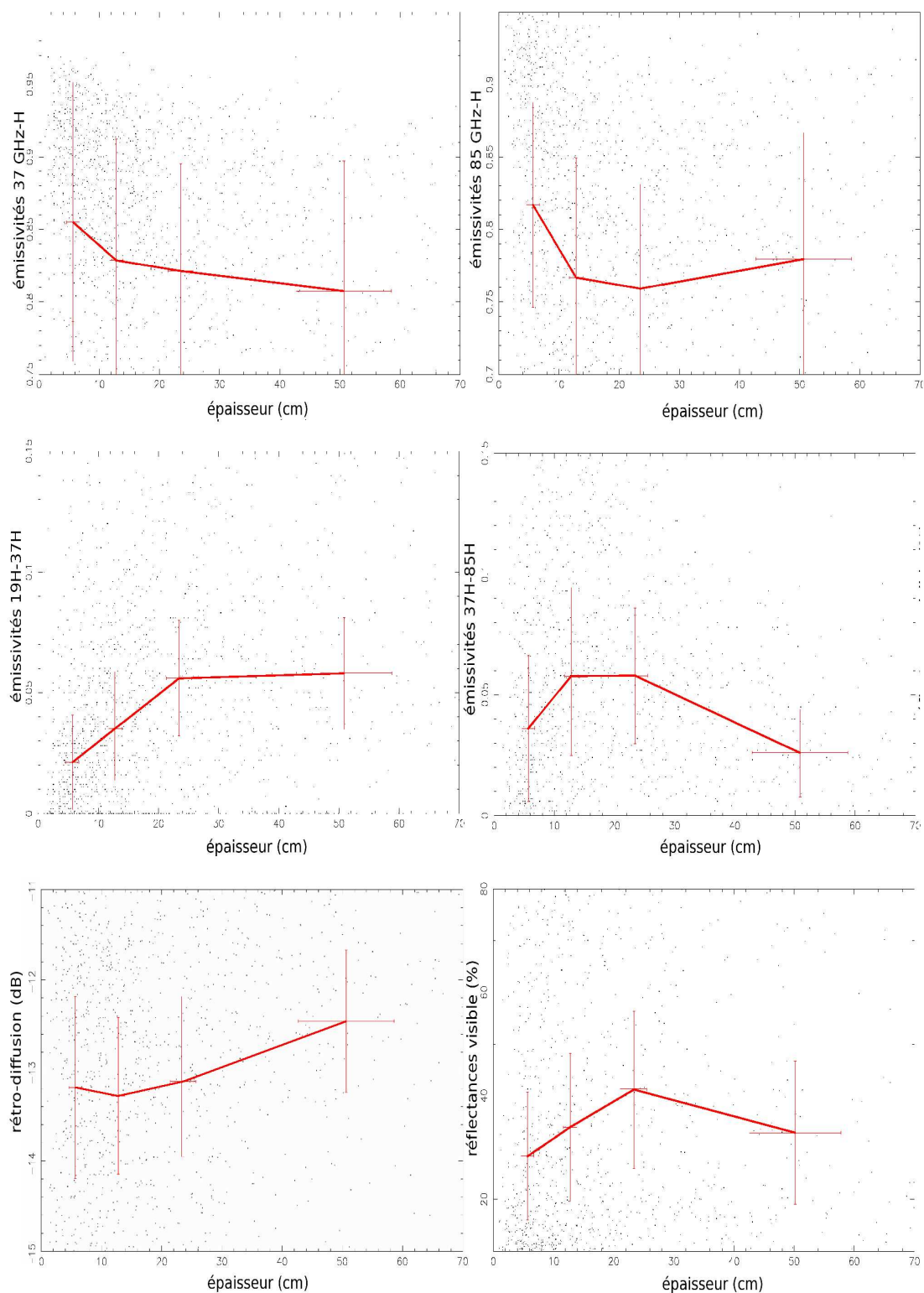


FIG. 5.4: Le comportement des émissivités et des coefficients de rétro-diffusion micro-ondes ainsi que celui des réflectances visibles en fonction de l'épaisseur mesurée. Les tracés en rouge représentent les moyennes. Les écart-type à 1σ sont donnés sur quatre domaines d'épaisseurs par les barres verticales.

Malgré cela, certaines tendances sont mises en évidence. La diminution des émissivités à 37 GHz avec l'augmentation des épaisseurs, perçue plus haut, se confirme ici, et la convergence vers un seuil est vérifiée. Par ailleurs il n'y a pas de linéarité dans le comportement. Toutefois, la différence 19H-37H affiche une certaine linéarité jusqu'à 30 cm. En se restreignant à cet intervalle et en considérant l'approximation basée sur les travaux de *Chang et al.* (1987)

$$e = aT(\varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H}) + b$$

on aboutit à

$$\begin{cases} aT &= 511,1 \\ b &= -5,1 \text{ cm} \end{cases}$$

avec $T = T_{\max} = 273 \text{ K}$, $a = a_{\min} = 1,87 \text{ cm.K}^{-1}$ et avec une température plus réaliste, $T = 260 \text{ K}$, $a = 1,97 \text{ cm.K}^{-1}$. Les écarts relatifs au paramètre de Chang sont respectivement de 18% et 24%. Toutefois, b est pris nul dans ses travaux, les écarts ne sont donc pas directement comparables.

Au-delà de 30 cm, la différence continue de croître mais beaucoup plus lentement.

La saturation agit plus fortement aux hautes fréquences. Ainsi passés les vingt premiers centimètres, les émissivités à 85 GHz ne diminuent plus. Elles auraient même tendance à remonter comme l'ont observé *Rosenfeld and Grody* (2000) avec les températures de brillance. La conséquence de cette saturation à 85 GHz est l'impossibilité d'estimer l'épaisseur à partir de la différence 37H-85H, du moins lorsque les épaisseurs sont faibles. Ils ont même noté des situations, qualifiées d'anomalies, où la différence de températures de brillance associée ($T_b(37H) - T_b(85H)$) pouvait être négative. Toutefois, s'il y a saturation à 85 GHz et convergence, même faible, à 37 GHz, la différence peut constituer un traceur de l'épaisseur lorsque celle-ci est importante.

Dans le domaine visible, la linéarité observée jusqu'à 30 cm avec la différence 19H-37H se retrouve, confirmant ainsi les résultats de *Zhou et al.* (2003). Mais de façon plus marquée qu'avec les micro-ondes, au-delà de 30 cm, les réflectances re-diminuent. Cette baisse a deux origines. La première, physique, causée par le métamorphisme et les dépôts d'aérosols et de débris de végétaux sur les manteaux en fin d'hiver (*Aoki et al.* (2003)). La seconde, statistique, basée sur une population de types de neige différentes. En effet, les manteaux les plus épais sont localisés en montagne et non loin des côtes. Ce sont les types MONTAGNE et MARITIME de *Sturm et al.* (1995), où le relief et la végétation conduiraient les réflectances à la baisse.

D'un point de vue général, la différence entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz constitue l'estimateur le plus adapté aux épaisseurs de neige par la linéarité de sa réponse, du moins sur les épaisseurs assez faibles. D'autres tels la différence entre les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz ainsi que les réflectances présentent un potentiel. Toutefois, la dispersion importante des observations satellites limite les signatures nettes, *i.e.* exploitables pour l'inversion. Pour réduire cette dispersion, l'utilisation de différentes combinaisons de canaux et la limitation à certaines conditions de terrain devrait améliorer le signal.

5.2.2 restriction des influences géographiques et temporelles

Introduire des contraintes sur les données peut apporter des améliorations dans les relations entre les observations et les épaisseurs de neige. En effet, on peut ainsi limiter la variabilité introduite par les variables annexes (végétation, relief, *etc.*), qui viennent polluer les relations qui nous intéressent.

Trois espaces de contraintes sont explorés ici : la période de l'hiver, la végétation et le relief.

L'hiver est découpé en trois périodes. De octobre à décembre 1992, où les manteaux n'ont pas subi de métamorphisme important, puis janvier 1993 comme période de transition avant les mois de février à mai 1993 où le vieillissement des manteaux est notable.

L'influence de la végétation est déterminée par sa densité. Les hautes densités correspondent aux classes 2 (forêts de caducs) et 3 (forêts de persistants) et les densités faibles aux classes 7 (toundras), 8 (steppes), 9 (déserts) et 10 (cultures) dans la classification de *Matthews* (1983).

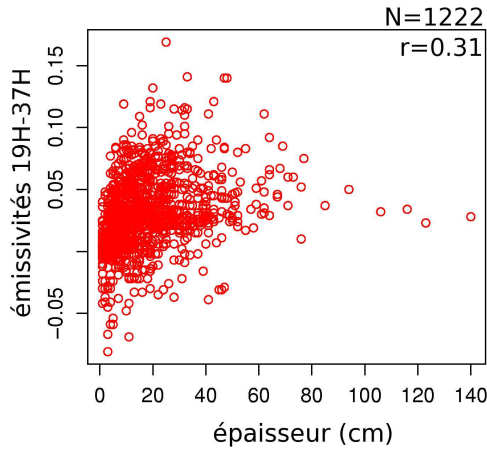


FIG. 5.5: Le comportement de la différence d'émissivités à 19 GHz-H et à 37 GHz-H avec l'épaisseur. Les données sont limitées au début de l'hiver (mois d'octobre à décembre 92).

Enfin, le relief est divisé en deux catégories : celle des plaines où les écart-type des altitudes sont inférieures à 30 mètres, et celle des montagnes où ils sont supérieurs à 100 mètres.

Les coefficients de corrélations sont présentés dans le tableau 5.2.

Bien que très faibles, les tendances générales de ces corrélations ont un sens physique, comme la suite va le montrer. Elles pourraient donc être potentiellement exploitées pour la restitution de l'épaisseur de la neige.

S'il n'y a pas de période de l'hiver qui ressort en particulier, le canal 19H-37H est plus sensible à l'épaisseur en début de saison tandis que les canaux σ_{ERS} et 37H-85H sont meilleurs en seconde partie d'hiver. Par ailleurs, ce sont les régions de relief peu accidenté et de faible densité de végétation offrent les meilleures corrélations (-0,49 avec la différence 37H-85H). En effet, les influences de la végétation et de la topographie sur les signatures satellites viennent polluer le signal d'épaisseur de neige. En se plaçant dans des régions où l'importance de ces deux facteurs est limitée, les corrélations s'améliorent.

Ainsi, trois observables ont les coefficients les plus significatifs. Il s'agit des différences 19H-37H et 37H-85H et de la rétro-diffusion σ_{ERS} .

La première est meilleure en début d'hiver (0,31). Cela va dans le sens des conclusions précédentes affirmant qu'elle constitue un estimateur des faibles épaisseurs qui se rencontrent plutôt au début de la saison. En effet, la diffusion du rayonnement micro-onde à 37 GHz sur les cristaux d'une neige sèche de début de saison, augmente avec l'épaisseur du milieu traversé, *i.e.* l'épaisseur du manteau. Cette diffusion étant beaucoup plus faible à 19 GHz, la différence avec les émissivités à 37 GHz, trace l'épaisseur. Les deux suivantes sont plus adaptées à la fin d'hiver (respectivement -0,26 avec 37H-85H et 0,30 avec σ_{ERS}), où le métamorphisme a fait grossir les grains. Les radiations à 85 GHz sont alors fortement diffusées et le métamorphisme, d'autant plus important que s'épaissit le manteau, les émissivités à 37 GHz diffusent de plus en plus. La rétro-diffusion micro-onde est sensible au contenu en eau ainsi qu'à la diminution de la rugosité des surfaces par le dépôt neigeux. Les comportements de ces deux canaux confirment ainsi les conclusions portant sur les manteaux épais.

La pollution des corrélations par les variabilités annexes est donc patente. Malgré quelques améliorations et la cohérence des valeurs des corrélations entre les observations satellites et les épaisseurs, cela ne permet toujours pas d'envisager une inversion.

canal	saison			densité de végétation		topographie	
	début	milieu	fin	forte	basse	faible	élevée
19 GHz-H	-0,03	0,11	-0,01	0,12	-0,05	-0,07	-0,11
37 GHz-H	-0,21	-0,01	0,08	-0,01	-0,23	-0,19	-0,15
85 GHz-H	-0,14	0,13	0,18	0,04	0,21	0,01	-0,08
19H-37H	0,31	0,15	-0,13	0,21	0,29	0,22	0,08
37H-85H	0,02	-0,20	-0,26	-0,07	-0,49	-0,24	-0,09
VIS	0,16	-0,05	-0,04	0,14	-0,13	-0,05	0,08
σ_{ERS}	0,15	0,27	0,30	0,22	0,19	0,26	0,21

TAB. 5.2: Les coefficients de corrélation entre les différents canaux et l'épaisseur de la neige sous différentes contraintes. Le début de l'hiver s'entend comme la période d'octobre à décembre 92, le milieu, janvier 93 et la fin, de février à mai 93. Les fortes densités de végétation concernent les classes 2 et 3 et les basses, les classes 7 à 10 de Matthews (1983). La topographie est faible si la déviation standard des altitudes est inférieure à 30 m et élevée si supérieure à 100 m. Dans chaque cas, un minimum de 100 points a été imposé pour la significativité. Les valeurs surlignées en gras relèvent les corrélations plus fortes.

En croisant les contraintes, les relations progressent comme le montre la figure 5.6 portant sur la relation entre l'épaisseur de neige et la différence entre les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz en janvier 1993 sur les zones de taïga. Dans ce cas très favorable, la corrélation de -0,6 indique que 36% de la variance est expliquée. Toutefois, l'allure de la figure 5.6 montre un comportement non-linéaire et asymptotique, la corrélation linéaire n'est donc pas la plus adaptée. En cherchant un ajustement par un modèle de la forme $e = a.(\varepsilon_{37H} - \varepsilon_{85H})^b$ par moindres carrés, on trouve $a = 17,6$ et $b = -0,26$. Après avoir projeté les différences 37H-85H selon ce modèle, et en comparant les épaisseurs mesurées à celles qui viennent d'être construites à partir des émissivités micro-ondes, la corrélation s'améliore mais peu en passant à -0,63, soit $\sim 40\%$ de la variance. Ainsi les corrélations évoluent dans le bon sens au fur et à mesure du nombre de contraintes imposées. Mais la faible population du domaine d'intersection de ces contraintes invite à ne pas conclure à la faisabilité de l'inversion dans ces sous-espaces.

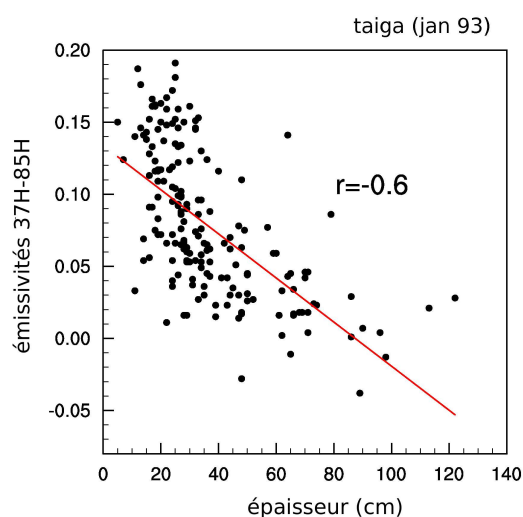


FIG. 5.6: Le comportement de la différence d'émissivités à 37 GHz-H et à 85 GHz-H avec l'épaisseur. Les données sont limitées au mois de janvier 93 sur les zones de taïga.

une meilleure résolution temporelle ?

Une manière de contourner cette limitation est de se placer à une résolution temporelle plus grande. Jusqu'ici les données sont des moyennes mensuelles. Compte-tenu de l'échantillonnage des émissivités, il est raisonnable de considérer une période de 10 jours. Ce passage aux décades

permet ainsi de tripler la population. Des corrélations plus fortes sont alors atteintes dans des cas très précis : avec la différence 37H–85H, -0,47 sur V9 (déserts) en fin d’hiver (34 points) ou avec la différence 19H–37H, 0,56 sur V8 et 0,58 sur V9 toutes deux en fin d’hiver (34 points également).

Au final, le passage aux décades permet d’augmenter le nombre de points, mais ne modifie pas significativement les corrélations. Pour des raisons de simplicité, ce sont les moyennes mensuelles qui sont conservées dans la suite.

une meilleure résolution spatiale ?

Une autre façon de procéder est d’avoir une description plus fine des contraintes comme la végétation. La classification utilisée à travers toute notre étude s’appuie sur les travaux de *Matthews* (1983) à une résolution spatiale de $1^\circ \times 1^\circ$, tandis que les cellules, d’aire égale, de la grille des données satellites sont à $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ à l’équateur. Cela conduit donc à regrouper différentes observations sous une même classe de végétation. En utilisant une classification de la végétation à haute résolution spatiale telle VEGA2000/GLC2000 à 1 km (*Bartholomé et al.* (2002)), les corrélations entre les moyennes mensuelles montent à 0,58 avec 19H–37H sur les régions de faible densité (steppes, classes 13 et 18). En utilisant les hautes résolutions (spatiale pour la végétation) et (temporelle pour les émissivités) la corrélation atteint -0,61 avec 37H–85H en milieu d’hiver sur les régions d’herbes (classe 11). C’est la plus forte valeur établie jusqu’ici. Bien que le degré de confiance diminue, cela reste significatif avec une population de 47 points.

L’utilisation d’une classification plus fine n’offre pas de progrès significatifs, car étant donnée la variabilité intrinsèque de la végétation à l’échelle des cellules utilisées, l’apport est vite limité.

En résumé, sous des contraintes de période de l’hiver, de végétation et de topographie, l’amélioration des relations entre les observations et les épaisseurs sont réelles. Ce sont les situations de faible densité de végétation et de relief plat qui permettent les meilleures restitutions. Les différences entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz et entre les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz, ainsi que la rétro-diffusion σ_{ERS} apparaissent alors comme les observables les plus à même de déterminer l’épaisseur des manteaux.

La résolution temporelle à l’échelle du mois ne dégrade pas significativement les relations. Par ailleurs, on vient de le voir, la haute résolution spatiale sur la végétation, à l’avantage d’augmenter la statistique, mais les valeurs établies à partir d’une résolution inférieure n’évoluent guère. Ainsi ces résolutions sont tout à fait compatibles avec les applications climatiques globales qui motivent ces travaux.

Plus la contrainte sur les paramètres locaux est importante, meilleures sont les corrélations. En poussant le concept de dépendance locale, cela conduit à considérer les cellules individuellement.

Les cartes de la figure 5.7 représentent les coefficients de corrélation en chaque cellule où l’épaisseur de la neige est disponible. Pour être significatifs, ceux-ci ont été calculés sur plus de 5 points de données. Ce nombre est déjà très faible, mais le nombre de données disponibles en mensuel est très limité.

La tendance générale est à une bonne adéquation entre les épaisseurs et les différences d’émissivités. En effet, sur l’Eurasie, la moyenne des corrélations vaut 0,8. Sur l’Amérique du Nord, la moyenne est plus faible mais des régions comme celles entre les Grands Lacs et le Saint-Laurent atteignent des valeurs de 0,8 également. Les difficultés sont localisées sur les massifs montagneux (Rocheuses) comme on pouvait s’y attendre. Par ailleurs, si les corrélations élevées obtenues avec la différence d’émissivités 19H–37H ne montrent pas de sectorisation particulière, celles avec la

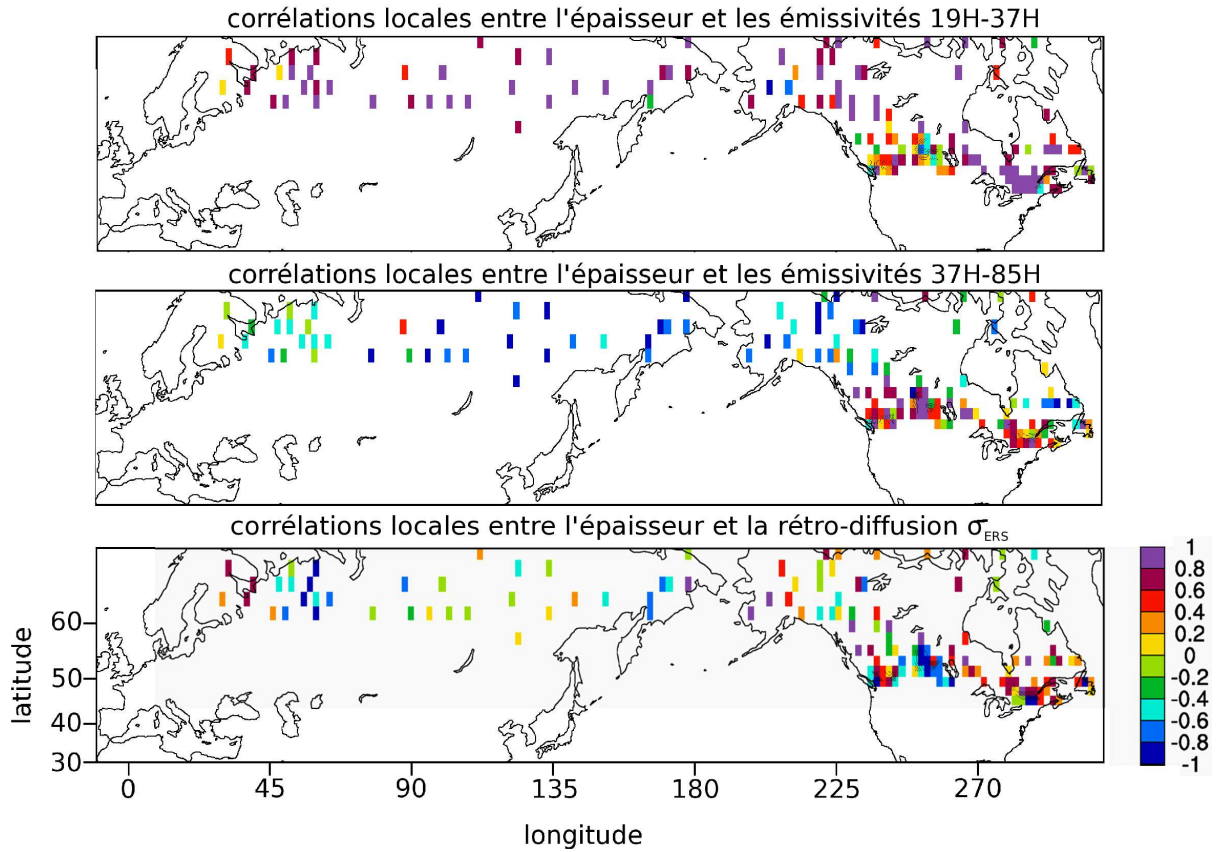


FIG. 5.7: Les coefficients de corrélation entre l'épaisseur de neige et les différences d'émissivités 19H-37H et 37H-85H ainsi que la rétro-diffusion micro-onde sur chaque cellule en mensuel. Un minimum de 5 points de mesure par cellule a été imposé.

différence 37H-85H sont situées au nord de la frontière des types de neiges peu épaisses et soumis à des températures basses (TAÏGA et TOUNDRA, d'après *Sturm et al. (1995)*). Ces conditions sont peu favorables au métamorphisme. Ainsi, les émissivités à 85 GHz qui réagissent très vite à l'apparition de la neige atteignent une valeur plateau. De là, les émissivités à 37 GHz, qui subissent peu les effets du métamorphisme liés à la compression (manteau peu épais) et à la température (grossissement des cristaux), retracent l'augmentation de l'épaisseur au fur et à mesure qu'elles diminuent.

Par ailleurs, malgré les corrélations assez significatives avec σ_{ERS} mises en évidence dans le tableau 5.2, considérer les cellules individuellement ne permet pas d'améliorer sensiblement les corrélations.

Ces bonnes corrélations obtenues avec ces observables, se retrouvent sur l'histogramme de la figure 5.8. Il représente les canaux pour lesquels le coefficient, calculé sur au moins 5 points à travers l'hiver, est supérieur à 0,9.

Cet histogramme confirme l'aptitude des différences entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz et entre les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz à estimer l'épaisseur de la neige, grâce à la contribution des émissivités à 37 GHz qui évoluent en même temps que l'épaisseur (figure 5.4). Toutefois, cette évolution se fait en continu seulement si le métamorphisme n'opère pas. C'est donc ce phénomène qui limite tout algorithme établi de manière fixe à l'échelle du globe.

Ainsi donc la capacité d'inverser l'épaisseur de la neige est confirmée, mais à condition de se placer **localement** avec des paramètres de surface *a priori* bien établis. C'est à partir de cette forte dépendance des relations aux conditions locales que des algorithmes d'inversion ont été développés.

Kelly and Chang (2003) s'appuient sur les travaux de *Chang et al.* (1987) en adaptant à la région les paramètres a et b de l'équation

$$e = a(T_b(19H) - T_b(37H)) + b$$

e , étant l'épaisseur. Cette adaptation se fait par l'introduction d'un algorithme dynamique qui prend en compte l'évolution de la taille des cristaux et de la densité du manteau.

D'un autre côté, *Mognard and Josberger* (2002) présentent une approche également basée sur la relation de Chang qui utilise un algorithme dynamique, mais paramétrisé par le gradient thermique. Celui-ci existe entre la base et le sommet du manteau et modèle l'évolution de la taille des grains et la diffusion qui en découle.

Ces deux méthodes mènent à une amélioration par rapport aux modèles statiques utilisés jusqu'alors. Mais cette amélioration porte essentiellement sur le début de l'hiver (*Grippa et al.* (2004)).

Toutefois, malgré la difficulté à inverser l'épaisseur à partir des observations, *Kelly and Chang* (2003) abondent dans le sens des résultats énoncés plus haut qui affirment qu'en prenant en compte les conditions locales, les algorithmes pouvaient montrer leur force d'inversion. Un algorithme fonctionnant correctement en global doit donc pouvoir intégrer ce type d'informations locales.

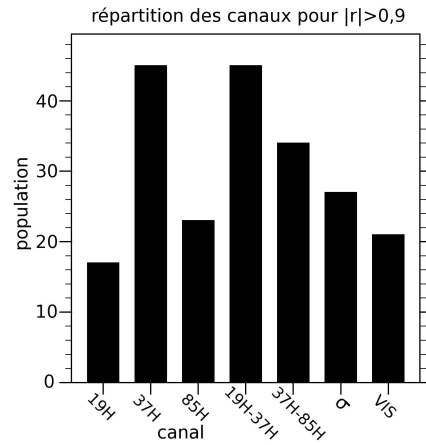


FIG. 5.8: Répartition des canaux offrant les meilleures corrélations établie sur les moyennes mensuelles de 969 cellules sur au moins 5 points.

5.3 Suppression de la variabilité locale

5.3.1 le centrage et la normalisation

Puisque ce sont les propriétés locales, c'est-à-dire la végétation, la topographie et la température à l'origine du métamorphisme, qui conditionnent le comportement des observations satellites, pour supprimer cette variabilité, une méthode consiste à centrer et à normaliser les données par un changement de variable

$$X_i \leftarrow \frac{X_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (5.1)$$

où μ_i et σ_i sont respectivement l'espérance et l'écart-type de la variable X (l'observation de l'épaisseur du manteau) sur la cellule i considérée. Elles sont nommées **statistiques locales**, $(\mu, \sigma)_i$, dans la suite du texte. Concrètement, ces grandeurs sont calculées pour chaque observable, c'est-à-dire les observations satellites et les épaisseurs de neige, à partir des moyennes mensuelles sur toute la période enneigée et sur chaque cellule sur laquelle une mesure *in situ* est disponible. Cette dernière est déterminée par l'indice de neige NOAA valant 1. Les données sont alors recentrées par rapport à leur moyenne puis la variabilité est normalisée à l'unité.

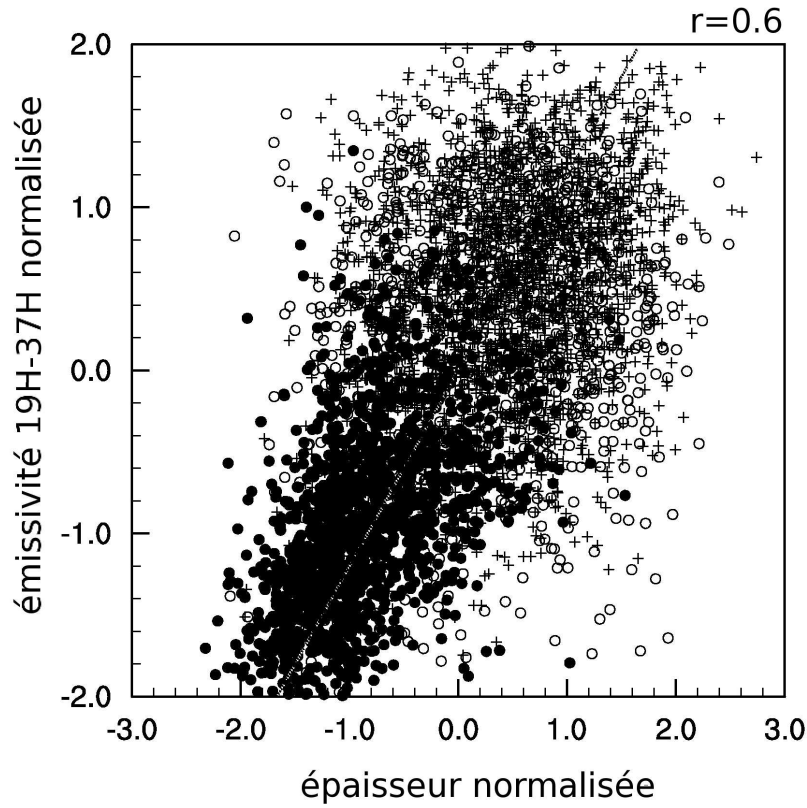


FIG. 5.9: La relation entre la différence d'émissivités à 19 GHz et à 37 GHz centrée-normalisée et l'épaisseur de neige centrée-normalisée sur les hivers 1993 et 1994 et à l'échelle globale. Pour montrer la stabilité de cette relation au cours de l'hiver, sont distinguées le début -octobre à décembre (pois)-, le milieu -janvier (cercles)- et la fin -février à mai (croix)-.

La figure 5.9 montre alors la corrélation importante entre la différence d'émissivités à 19 GHz et à 37 GHz et l'épaisseur centrées-normalisées, il en va de même avec la différence d'émissivités à 37 GHz et à 85 GHz centrée-normalisée. Ce centrage et cette normalisation s'appuient sur les données disponibles sur les hivers 1993 et 1994 afin d'avoir une meilleure estimation de ces paramètres, $(\mu, \sigma)_i$. La première tentative d'inversion par cette technique est présentée en figure 5.10. Elle confirme l'intérêt de l'utilisation des statistiques locales en donnant une corrélation entre les épaisseurs de neige inversées et les épaisseurs de neige mesurées de 0,83. L'utilisation d'une série temporelle s'appuyant sur les années 1993 et 1994 permet, comme le montre le tableau 5.3, de conserver des corrélations importantes pour les deux hivers au lieu d'un seul. La valeur des corrélations atteint dès lors le niveau obtenu en contraignant au maximum les paramètres locaux (*cf* Section 5.2.2), confirmant ainsi leur rôle dans la variabilité des relations. Au-delà, en cherchant une sous-structure liée à la végétation et au relief, il apparaît qu'en présence de végétation très peu dense (V6 à V10) ou *a contrario* très dense (V2 et V3), les corrélations entre les grandeurs centrées-normalisées valent respectivement 0,63 et 0,59. C'est sur une densité de végétation intermédiaire que ces corrélations diminuent à 0,48. Cela s'explique par une variabilité plus forte des observations sur ce type intermédiaire qui constitue, de fait, un groupe de transition. La topographie n'est pas en reste. En effet, les corrélations sont meilleures sur les régions peu accidentées, 0,61, contre 0,52 sur le relief. Cela est encore le signe d'une plus grande variabilité

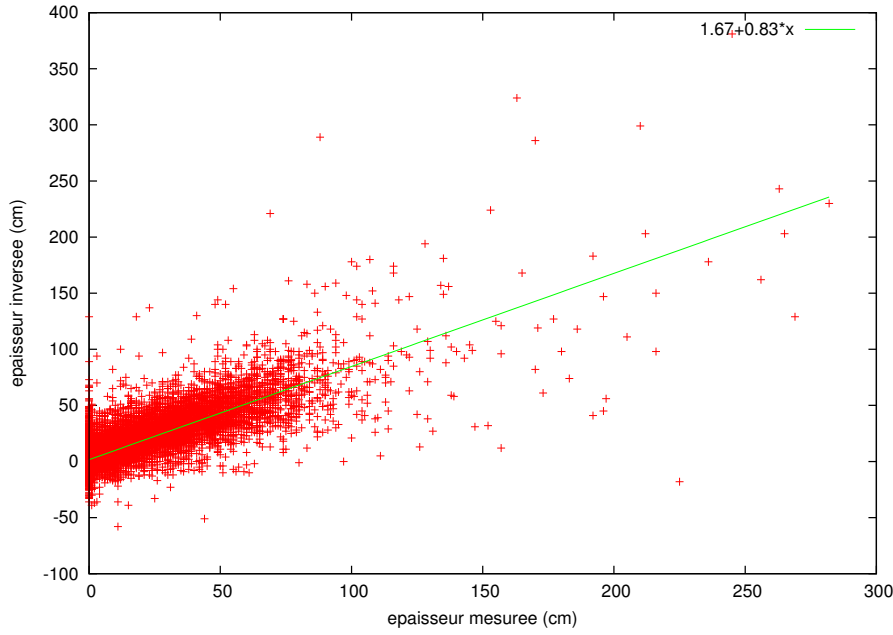


FIG. 5.10: La comparaison des épaisseurs de neige inversées à partir de la différence d'émissivités à 19 GHz et à 37 GHz avec les épaisseur de neige mesurées pendant les hivers 1993 et 1994 et à l'échelle globale.

des observations sur le relief qu'en plaine.

À travers ces sous-structures, il est mis en évidence que, bien que de prendre en compte des conditions locales avec le centrage et la normalisation supprime une bonne partie de la variabilité et améliore les relations, la méthode linéaire utilisée ici ne permet pas de prendre en compte l'ensemble des facteurs intervenants au niveau du terrain. Néanmoins, cela constitue une avancée importante qui mérite d'être approfondie.

Les figures 5.11 présentent l'épaisseur de neige, inversée à partir des différences d'émissivités 19H–37H et 37H–85H avec les statistiques locales associées, comparée à l'épaisseur de neige mesurée *in situ* selon la relation

$$e_{\text{inv}} = \frac{\Delta\varepsilon - \mu_{\Delta\varepsilon}}{\sigma_{\Delta\varepsilon}} \sigma_e + \mu_e$$

avec $\mu_{\Delta\varepsilon}$ et $\sigma_{\Delta\varepsilon}$ les statistiques locales des différences d'émissivités, et σ_e et μ_e celles des épaisseurs de neige. Ces épaisseurs concernent entièrement l'hiver 1993, c'est-à-dire que les statistiques locales et les données sont déterminées sur cette saison. L'objectif de ce choix est de mettre en évidence la force du lien qui existe entre l'épaisseur et l'inversion dans le cas le plus favorable. En comparant alors l'épaisseur ainsi inversée à l'épaisseur mesurée, les corrélations sont particulièrement élevées. Surtout sur l'Eurasie avec la différence 19H–37H où les corrélations locales avec l'épaisseur étaient fortes (fig. 5.7). La différence d'émissivités 37H–85H confirme également sa capacité à inverser l'épaisseur, mais de façon plus limitée, du moins sans sélection de saison.

Cette méthode présente donc un potentiel important. Peut-elle être encore améliorée en intégrant différentes observations ?

Les canaux offrant les meilleurs corrélations avec les épaisseurs sont les différences d'émissivités

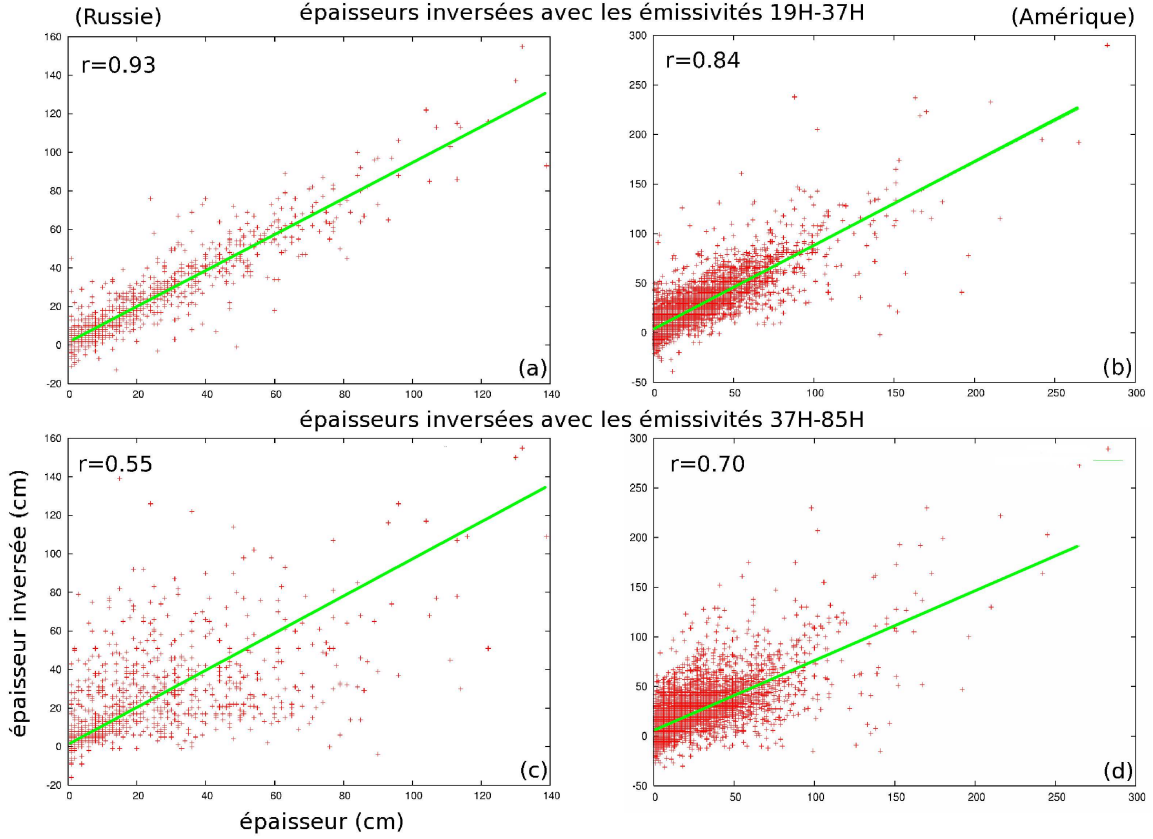


FIG. 5.11: Les comparaisons entre les épaisseurs de neige mesurées in situ et les inversions à partir des deux différences d'émissivités micro-onde en 1993. Les tracés sur l'Eurasie -(a) et (c)- et l'Amérique du nord -(b) et (d)- sont séparés.

19H-37H et 37H-85H. Sous l'hypothèse que l'épaisseur est décrite par

$$\tilde{e} = \alpha \tilde{\Delta}_{19H-37H} + \beta \tilde{\Delta}_{37H-85H} + \gamma$$

avec $\tilde{\Delta}_{19H-37H}$ et $\tilde{\Delta}_{37H-85H}$, les différences d'émissivités centrées-normalisées. L'ajustement est obtenu avec

$$\begin{cases} \alpha = 0,7253 \\ \beta = 0,0247 \\ \gamma = -0,0012 \end{cases}$$

C'est donc le comportement de la différence d'émissivités 19H-37H qui domine. La combinaison optimale des deux différences d'émissivités se réduit donc presque essentiellement à la différence 19H-37H. Cela implique une amélioration négligeable de la corrélation par rapport à celle obtenue avec différence d'émissivités 19H-37H seule (figure 5.12). L'information que contient la différence 37H-85H n'est visible qu'en fin de saison, mais ici, cela ne transparaît pas, car la variabilité de fin de saison est aussi plus importante.

L'utilisation de la combinaison linéaire de plusieurs canaux apporte donc peu, mais l'introduction d'un terme d'interaction entre les différences d'émissivités 19H-37H et 37H-85H serait sûrement

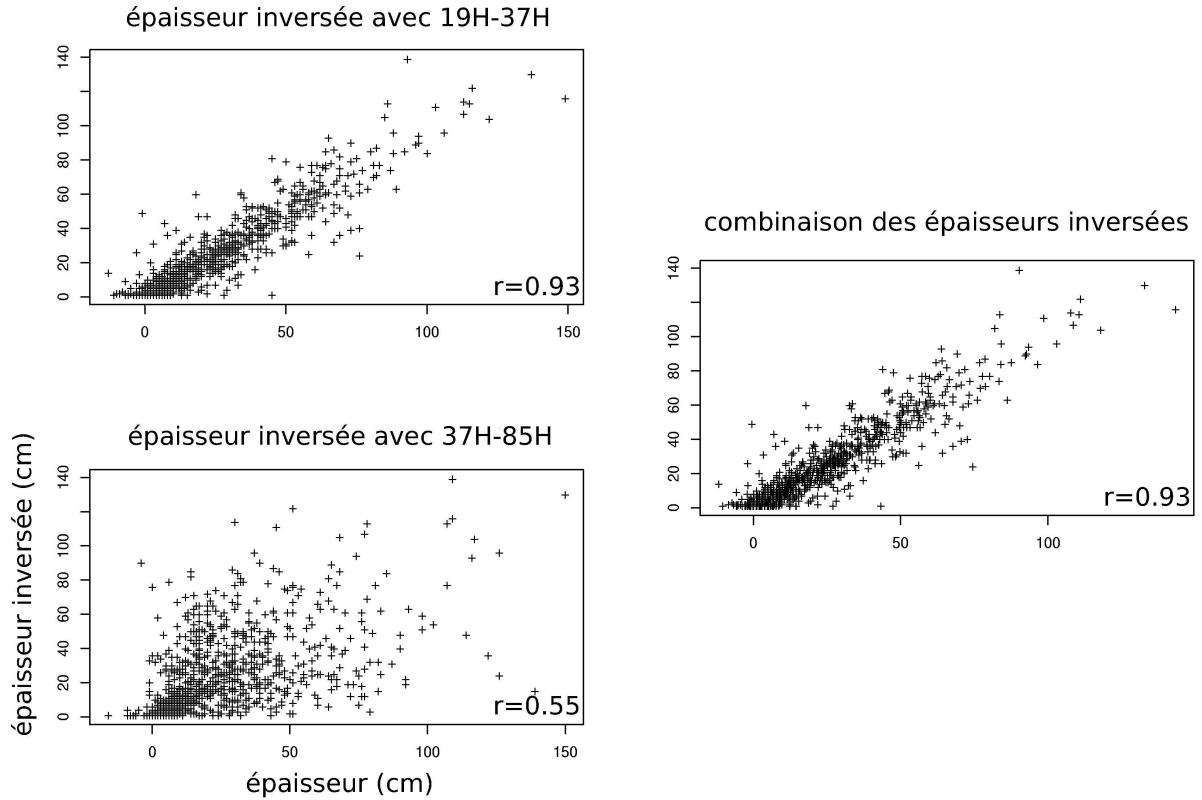


FIG. 5.12: Régression multi-linéaire (à droite) des épaisseurs inversées avec 19H-37H (à gauche, en haut) et avec 37H-85H (à gauche, en bas) réalisée sur l'hiver 1993 en Eurasie.

plus adéquat. Un modèle non-linéaire pourrait être alors utilisé. Il convient donc, par simplicité, de se limiter à l'emploi d'une seule observable à la fois, avec une préférence pour la différence 19H-37H.

Enfin, d'autres pistes ont été explorées comme la variation journalière des émissivités à 85 GHz semblant subir une baisse après chaque précipitation de neige. L'intensité des baisses étant liée à l'importance des apports neigeux, il a été envisagé de procéder par accumulation différentielle à partir du début de la saison. Mais la forte sensibilité des micro-ondes à 85 GHz à la traversée de l'atmosphère rend leur incertitude trop grande pour une mesure suffisamment fiable. À côté de cela, les processus précis reliant l'intensité des précipitations et l'épaississement du manteau qui en découle (compression) à l'évolution des émissivités n'ont pas pu être raisonnablement étudiés. Par ailleurs, la technique dite des réseaux de neurones a été utilisée pour mettre en évidence plus franchement des relations entre les observations satellites et les épaisseurs à partir de celles déjà établies. Les corrélations augmentent alors de $\sim +0,1$ ce qui n'est pas négligeable lorsque elles atteignent déjà 0,6. Dans ce cas, la part de la variance expliquée par notre estimation augmente de plus de 10%. Mais dans un souci de simplicité pour analyser et interpréter le contenu en information, on préférera d'abord se cantonner au modèle linéaire. Par la suite, il peut être envisagé de réutiliser un réseau de neurones lorsque l'information sera mieux comprise.

Bref, il ne s'agit là que de raffinement par rapport aux résultats de la méthode de centrage-normalisation par les statistiques locales évoquée plus haut. C'est donc sur celle-ci que porte la

suite.

La méthode de centrage-normalisation des données offre des résultats prometteurs. Hélas, elle impose deux contraintes.

Une première, temporelle, voulant que si la variabilité inter-annuelle est trop grande, il est difficile d'établir le lien pour la saison en cours. En effet, seul un calcul *a posteriori* permet, quand la période de neige est terminée, de déterminer ces statistiques locales et par conséquent, l'épaisseur. Dans le cadre de l'étude du climat, cela ne nuira pas. Mais s'il s'agit de la prévision à court terme (météorologie) cette technique n'apportera rien. Donc, si la variabilité inter-annuelle des statistiques locales est prouvée faible, alors l'inversion sera envisageable. Ces faibles fluctuations dans les épaisseurs se reportent sur les observations, à la manière d'une méthode variationnelle. À l'inverse, si cette variabilité est trop importante, l'écart engendré sur les épaisseurs sera tel que la linéarité avec les observations satellites ne sera plus assurée.

La seconde, spatiale, voulant que ces statistiques soient locales. Derrière cette tautologie, il faut comprendre que ces paramètres sont calculés sur les points où l'information est disponible. Bien que les stations de mesure de l'épaisseur des manteaux soient nombreuses, elles n'en demeurent pas moins rares à l'échelle du globe.

5.3.2 variabilité inter-annuelle des statistiques locales

Les données étant disponibles pour les hivers 1993 et 1994, les statistiques locales peuvent être déterminées sur chaque saison. Les corrélations entre la différence d'émissivités 19H–37H et l'épaisseur centrées et normalisées avec les statistiques locales sont reproduites dans le tableau 5.3. Il apparaît clairement que les relations établies sont fortes seulement si celles-ci ont été calculées sur la saison pendant laquelle portent les données. En croisant, les coefficients chutent. C'est le signe d'une variabilité inter-annuelle importante.

	stat. locales de 93	stat. locales de 94	stat. locales de 93 et 94
corrélacion pour 93	0,66	0,21	0,58
corrélacion pour 94	0,21	0,64	0,61
corrélacion pour 93 et 94			0,60

TAB. 5.3: Les coefficients de corrélations entre la différence d'émissivités 19H–37H et l'épaisseur de neige, centrées et normalisées avec les statistiques locales calculées sur l'hiver 93 puis 94 et sur l'union des deux.

Celle-ci se retrouve plus sur les graphes de la planche 5.13.

Les figures 5.13 représentent les comparaisons des statistiques locales de 1993 avec celles de 1994. Les quatre statistiques locales des hivers 1993 et 1994 sont comparées d'après les données disponibles sur le Canada et la Russie. Il ressort que les moyennes de la différence d'émissivités 19H–37H et de l'épaisseur du manteau sont assez stables d'une année à l'autre. À l'inverse, les écart-type subissent plus de variabilité. Le moyen de limiter cette variabilité inter-annuelle consiste à déterminer ces statistiques locales sur des séries temporelles plus longues. Cela se confirme à travers la colonne de droite du tableau 5.3, où les statistiques locales ont été calculées sur les hivers 1993 et 1994. Dans ce cas, les corrélations restent bonnes quelle que soit l'année considérée. L'estimation de ces quatre paramètres serait ainsi plus robuste, et l'algorithme d'inversion serait donc plus efficace. Hélas, les mesures *in situ* sur l'ensemble du globe ne sont

disponibles que jusqu'au début de l'hiver 1995, contraignant, ainsi, temporellement les séries à la fin de la saison hivernale de 1994. Et puisque la borne inférieure est imposée par les données satellites, l'intervalle est particulièrement réduit. Les séries portent donc ici sur 1993 et 1994. Ainsi, bien qu'il y ait une évolution d'une année à l'autre, un schéma localement reproductible existe.

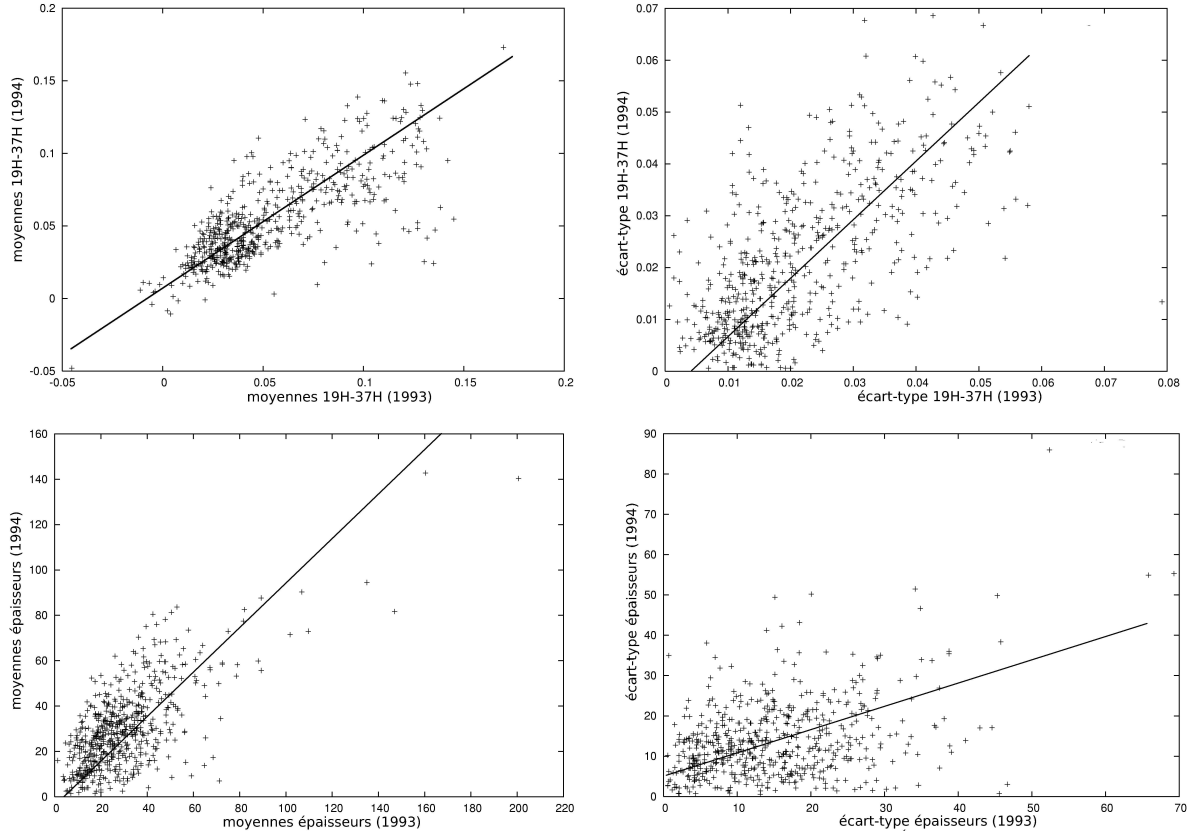


FIG. 5.13: Comparaison des statistiques locales des différences 19H-37H et des épaisseurs entre l'hiver 1993 et 1994.

5.3.3 variabilité géographique des statistiques locales

Dans le chapitre qui précède, nous avons mis en évidence combien la variabilité spatiale des observations satellites et au sol est importante. Malheureusement, la densité des stations de mesure est faible. Dès lors, comment déterminer la moyenne et l'écart-type des épaisseurs de neige en chaque point ?

Une première manière de répondre est de savoir s'il existe un lien entre les valeurs de $(\mu, \sigma)_i$ (eq. 5.1) et les conditions rencontrées sur la zone à laquelle elles sont associées.

Dans le paragraphe précédent, il a été montré que ce sont la végétation et le relief, principalement, qui influençaient les comportements relatifs des observations satellites à la neige. Le tableau 5.4 contient les valeurs des statistiques locales en fonction de trois densités de végétation

et de trois gammes de relief. Les couples $(\mu, \sigma)_i$ sont calculés pour l'épaisseur du manteau et pour la différence entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz pendant les hivers 1993 et 1994.

	topographie						
	rms < 30 m		30 m < rms < 100 m		rms > 100 m		
végétation	93	94	93	94	93	94	
forte densité	0,050	0,058	0,035	0,042	0,041	0,039	μ_ε
	0,025	0,028	0,016	0,015	0,014	0,013	σ_ε
	31,0	30,3	32,6	35,7	31,8	29,4	μ_e
	13,3	14,0	19,1	13,4	14,9	14,5	σ_e
	87 pt		126 pt		90 pt		
densité intermédiaire			0,059	0,056	0,047	0,040	μ_ε
			0,021	0,025	0,016	0,012	σ_ε
			30,5	36,0	42,2	35,1	μ_e
			12,7	13,7	19,2	19,0	σ_e
	3 pt		16 pt		54 pt		
faible densité	0,084	0,076	0,058	0,065	0,058	0,050	μ_ε
	0,031	0,031	0,024	0,024	0,018	0,018	σ_ε
	22,9	22,5	23,8	26,0	31,3	33,0	μ_e
	10,6	12,5	14,4	13,0	14,7	15,9	σ_e
	114 pt		60 pt		27 pt		

TAB. 5.4: Variation des statistiques locales des différences d'émissivités 19H-37H ($\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon$) et des épaisseurs de neige (μ_e, σ_e) en fonction du relief, exprimé en déviation standard des altitudes, et de la densité de la végétation. Elles sont calculées sur les hivers 1993 et 1994. Les statistiques des épaisseurs sont exprimées en cm. La population est indiquée pour chaque sous-catégorie. Pour guider le lecteur, et mettre en évidence un comportement lié à la rugosité à l'échelle des cellules (i.e. le relief + la végétation), les valeurs faibles des ($\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon$) et les valeurs élevées des (μ_e, σ_e) sont surlignées en rouge, et inversement avec les valeurs surlignées en bleu. Les valeurs intermédiaires figurent en vert.

Une tendance générale dipolaire apparaît dans le tableau 5.4. À une végétation peu dense (V6 à V10) et à un faible relief (rms < 30 m), sont associées les μ_ε et σ_ε des différences d'émissivités les plus fortes et les μ_e et σ_e des épaisseurs les plus faibles. Tandis qu'avec une végétation dense et un relief accidenté, c'est plutôt l'opposé. Cela s'explique par le fait qu'un terrain plat et faiblement couvert de végétation est caractéristique des régions de toundra où le manteau est peu épais. Par ailleurs dans le chapitre précédent, les histogrammes de la planche 4.7 montraient que la différence entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz augmentaient sur les zones de végétation peu dense. À l'inverse, le relief a pour effet de réduire la différence entre les émissivités micro-ondes, les faibles valeurs des différences 19H-37H se retrouvent donc en présence d'un relief important. Les épaisseurs de neige étant moins facilement localisables, la distribution des statistiques locales associées dans le tableau est moins franche. Néanmoins, par les contraintes géographiques qu'elle impose sur la météorologie (effet de Foehn, *Seluchi et al. (2003)*), la montagne présente souvent des manteaux plus épais (*cf* fig. 3.13). Les moyennes et les écart-types des épaisseurs y sont alors plus élevés qu'en plaine. La tendance en diagonale a donc raison d'être. Toutefois, la variabilité interne au tableau est faible et il est difficilement envisageable de déterminer les quatre statistiques locales à partir de la densité de la végétation et de la topographie.

Ces comportements assez indépendants des conditions locales se confirment avec des corrélations linéaires entre les statistiques locales et ces deux caractéristiques de terrain trop faibles pour être exploitées : elles ne dépassent pas 0,4 en valeur absolue. Il faudra donc trouver une méthode d'interpolation spatiale des statistiques locales.

5.4 Extension spatiale des statistiques locales

On a vu que pour obtenir des corrélations intéressantes, c'est-à-dire compatibles avec une restitution de l'épaisseur de neige, les observations et les épaisseurs devaient être centrées et normalisées en utilisant leurs statistiques locales respectives déterminées sur les stations de mesure *in situ*.

La définition d'un algorithme fonctionnant à l'échelle du globe passe donc par l'extension spatiale de ces statistiques locales fournies par les stations.

Dans la section qui suit, des méthodes d'interpolation des valeurs connues en un nombre limité de points vont être décrites et testées. Il s'agit de méthodes générales applicables à d'autres phénomènes. Toutefois, selon la variabilité des valeurs mesurées et de la densité des points où l'information est disponible, la qualité des interpolations diffèrent. Ainsi une méthode qualifiée pour une situation n'est pas nécessairement transposable à une autre situation.

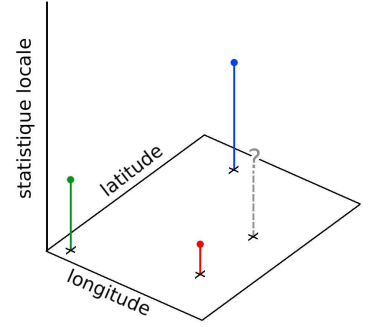


FIG. 5.14: Schéma de principe de l'interpolation.

5.4.1 interpolation et interpolation statistique

première méthode

La technique la plus basique consiste à prolonger les valeurs disponibles en un point à son voisinage. En première approximation, il s'agit donc d'un disque centré sur les points de mesure et de rayon dépendant de la distance au-delà de laquelle l'homogénéité des valeurs est perdue. Cette longueur de cohérence, L_c , est la distance jusqu'à laquelle la détermination de la variable aléatoire, connaissant sa valeur en un point donné, demeure possible en un point distant. La décroissance de cette propension avec la distance, *i.e.* le décalage (δ), entre le point où la variable est connue et celui où elle cherche à être déterminée, admet par hypothèse, une forme générale en $\exp(-\delta/L_c)$.

C'est la fonction de corrélation qui relie cette propension au décalage. Celle-ci se définit comme le rapport

$$C(\vec{r}) = \frac{V_{a,b}(\vec{r})}{\sqrt{V_{a,a}(\vec{r})V_{b,b}(\vec{r})}}$$

avec

$$V_{a,b}(\vec{r}) = \int_{\mathbb{R}^n} a(\vec{x}) \cdot b(\vec{x} + \vec{r}) d\vec{x}$$

où a et b sont les variables pour lesquelles la fonction $C(\vec{r})$ détermine la corrélation en fonction du décalage $\delta = \|\vec{r}\|$ dans l'espace \mathbb{R}^n . Ici $n=2$ correspond aux dimensions de longitude et

de latitude. $V_{a,b}(\vec{r})$ est la fonction de covariance croisée et, $V_{a,a}(\vec{r})$ et $V_{b,b}(\vec{r})$ les fonctions d'auto-covariance. Concrètement les valeurs prises par la fonction de corrélation sont données par

$$C(\delta_k) = \frac{\sum (a - \mu_a)(b(\delta_k) - \mu_b)}{\sigma_a \cdot \sigma_b}$$

où μ_a et μ_b sont les moyennes arithmétiques des variables aléatoires a et b . En effet, il faut prendre soin de centrer les variables pour supprimer le biais. σ_a et σ_b sont les écart-type des deux variables aléatoires, c'est-à-dire les valeurs de la fonction d'auto-covariance respective à un décalage nul. La somme porte sur l'ensemble des points séparés d'un décalage δ_k .

L'allure de ces fonctions étant décrite par une exponentielle décroissante, le paramètre d'échelle de cohérence est donné quand la fonction atteint la valeur $\exp(-1) \sim 0,37^{(2)}$.

² Par ailleurs, puisque les décalages peuvent être de plusieurs centaines de kilomètres, la sphéricité de la Terre doit être prise en compte :

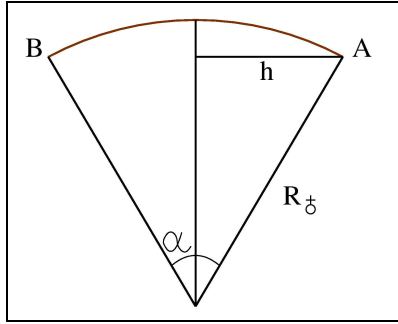


FIG. 5.15: Schéma des variables intervenant dans le calcul de la longueur de l'arc.

Soient deux points, A et B , tels que leurs coordonnées respectives soient (x_A, y_A, z_A) et (x_B, y_B, z_B) , donnant en coordonnées sphériques : $R_\oplus (\sin \theta_{A,B} \cos \phi_{A,B}, \sin \theta_{A,B} \sin \phi_{A,B}, \cos \theta_{A,B})$, avec R_\oplus le rayon de la Terre.

Le carré de la distance euclidienne séparant ces deux points vaut

$$AB^2 = (x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2 + (z_A - z_B)^2$$

soit

$$AB^2 = 2R_\oplus^2 (1 - \sin \theta_A \sin \theta_B \cos(\phi_A - \phi_B) - \cos \theta_A \cos \theta_B)$$

or d'après la figure 5.15

$$h = \frac{AB}{2} = R_\oplus \sin \frac{\alpha}{2}$$

$$A \wedge B = 2R_\oplus \sin \frac{h}{R_\oplus}$$

d'après la relation trigonométrique

$$\cos(2a) = 1 - 2 \sin^2(a)$$

on a

$$1 - 2 \sin^2 \left(\arcsin \frac{h}{R_\oplus} \right) = 1 - 2 \left(\frac{h}{R_\oplus} \right)^2 = \cos \left(2 \arcsin \frac{h}{R_\oplus} \right)$$

donc

$$2 \arcsin \frac{h}{R_\oplus} = \arccos \left(1 - 2 \left(\frac{h}{R_\oplus} \right)^2 \right)$$

d'où

$$A \wedge B = R_\oplus \arccos \left(1 - 2 \left(\frac{h}{R_\oplus} \right)^2 \right)$$

avec

$$\frac{h}{R_\oplus}^2 = \frac{AB^2}{2R_\oplus^2}$$

$$A \wedge B = R_\oplus \arccos (\sin \theta_A \sin \theta_B \cos(\phi_A - \phi_B) + \cos \theta_A \cos \theta_B)$$

géographiquement, θ est la co-latitude, donc $\theta = \frac{\pi}{2} - \Lambda$, avec Λ la latitude.

Finalement, avec Ω , la longitude

$$A \wedge B = R_\oplus \arccos (\cos \Lambda_A \cos \Lambda_B \cos(\Omega_A - \Omega_B) + \sin \Lambda_A \sin \Lambda_B)$$

Cette distance entre deux points à la surface de la Terre est qualifiée d'orthodromique.

Les fonctions de corrélation de la différence entre les émissivités à 19 GHz et à 37 GHz et de l'épaisseur de neige, calculées en fonction de cette distance, sont présentées en figure 5.16 sur les données des mois d'octobre à janvier. En effet, les analyses précédentes ont montré qu'il s'agit de la période la plus propice pour cette différence d'émissivités à la détermination de l'épaisseur du manteau. Le seuil de $\exp(-1)$, représenté en pointillés noirs, est franchi en premier par la

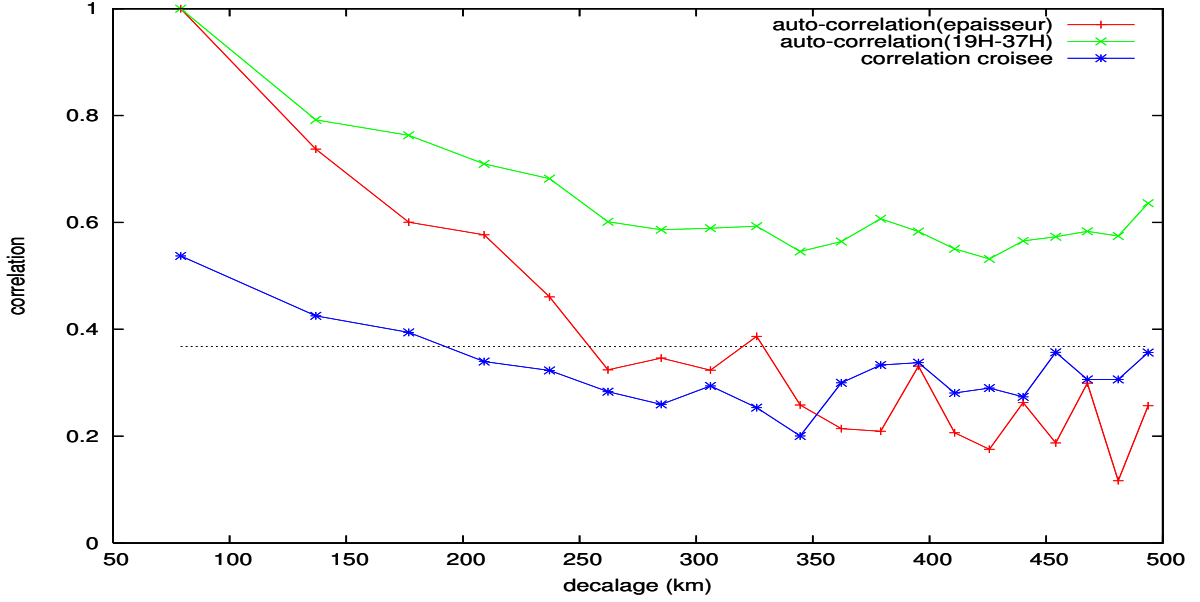


FIG. 5.16: Les fonctions d'auto-corrélation de la différence d'émissivités 19H-37H (en vert), de l'épaisseur de neige (en rouge) et la fonction de corrélation croisée (en bleu).

fonction de corrélation croisée pour un décalage de 200 km.

Un dallage de cellules de 200 km de longueur caractéristique est donc construit. La courbure de la Terre à cette échelle est suffisamment faible pour permettre l'approximation des cellules par des disques de rayon de 200 km. En outre, précisons que lorsque les disques présentent un recouvrement, les valeurs aux points du domaine d'intersection sont pris comme la moyenne des valeurs dans chaque disque.

Reste à évaluer la qualité de l'interpolation. Les valeurs interpolées doivent être comparées aux données *in situ*. La méthode consiste à soustraire un point de l'ensemble des points de mesure, ensuite l'interpolation est réalisée sur les points restants. Enfin, l'écart entre la valeur reconstruite au point soustrait et sa valeur mesurée est calculé. En réitérant ce processus à l'ensemble des points, l'erreur totale, E , est déterminée.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{a_{i,?} - a_i}{a_i} \right|$$

avec N , le nombre de points de l'ensemble de données, $a_{i,?}$, la valeur interpolée de la statistique locale au point i soustrait et a_i , la valeur connue en ce point.

La méthode d'interpolation ainsi décrite et appliquée aux statistiques locales établies sur les hivers 1993 et 1994, qui permettent de bonnes corrélations (*cf* tableau 5.3), donne une erreur

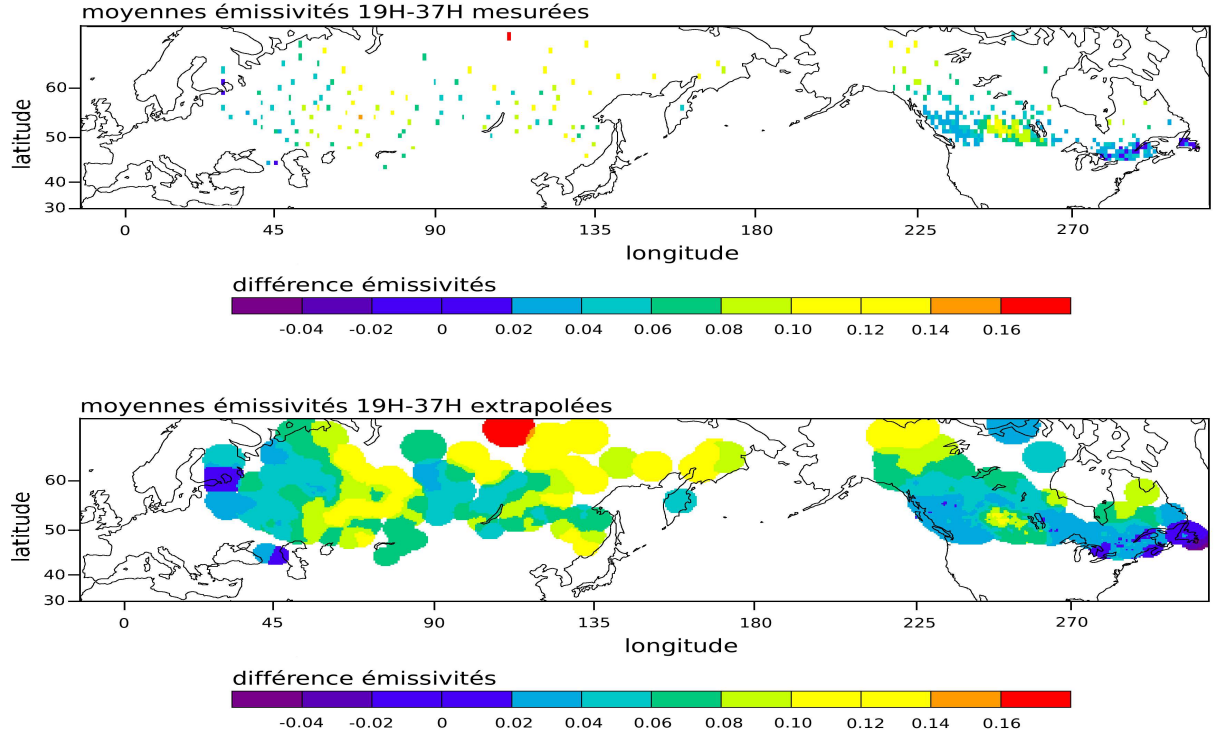


FIG. 5.17: Comparaison entre la moyenne locale des différences d'émissivités 19H-37H et l'interpolation faite avec un disque constant de 200 km de rayon.

totale valant 270%. Cette valeur très élevée rend la technique de base utilisée ici totalement insatisfaisante.

seconde méthode

Une manière plus fine d'interpoler consiste à prendre en compte la distance entre le point où la variable est inconnue et ceux où elle est déterminée. Comme le mettent en évidence les fonctions de corrélation, la relation décroît avec la distance. Ainsi la contribution d'une valeur en un point très proche est maximale et tend vers 0 à mesure que celui-ci s'éloigne. Ce comportement décrit des fonctions de pondération possédant un maximum au point où les données sont connues. En les normalisant, cela revient à attribuer un poids à chaque point de mesure selon son éloignement. Ainsi la donnée manquante, $a_?$, en un point se détermine par

$$a_?(\vec{r}) = \sum_{i=1}^N a_i \mathcal{P}(\vec{r}_i)$$

La loi de pondération, $\mathcal{P}(\vec{r})$, peut être approchée par la fonction de corrélation car cette dernière contient l'information sur la réalisation d'une variable aléatoire en fonction du décalage.

Les fonctions de poids de la forme $\exp(-\delta/L_c)$ peuvent donc être employées, ici avec $L_c=200$ km. Dans ce cas, l'erreur totale se limite à 60%, ce qui constitue une nette amélioration, mais reste

insuffisant pour une interpolation fiable.

Une technique d'interpolation hiérarchique aurait pu être employée ici. Elle consiste à interpoler au fur et à mesure depuis les points proches de ceux où la mesure est disponible vers les régions où elle est manquante. Elle a fait ses preuves dans certains travaux sur l'humidité des sols (*Aires et al.* (2005)). En revanche, elle est plus longue et nécessite une densité de mesures assez importante, malgré tout. Pour ces raisons, elle n'est pas utilisée ici.

Toutefois, avec 60% d'erreur, la méthode d'interpolation décrite précédemment indique la marche à suivre. En utilisant des fonctions décroissantes rapidement avec la distance, l'amélioration est sensible. Ce sont donc des fonctions de la forme $1/r^n$ qui vont être utilisées. Différentes valeurs d'exposant sont testées et le tableau 5.5 présente l'évolution de l'erreur totale, E , avec ce paramètre. Le comportement des quatre statistiques locales étant très proches, seules celles des moyennes de la différence 19H–37H sont présentées.

n	0,5	1	2	3	5
E	60%	50%	50%	40%	40%

TAB. 5.5: Évolution de l'erreur d'interpolation en fonction de la décroissance de la fonction de poids.

L'amélioration se poursuit donc avec des exposants élevées ($n > 2$), mais au-delà elle est limitée. Cela vient de la variabilité spatiale des statistiques locales déjà mise en évidence à travers le tableau 5.4. En effet, plus l'exposant est élevé, plus la décroissance est importante. En conséquence, seules les mesures les plus proches comptent. L'interpolation s'appuie donc essentiellement sur les voisins du point tour à tour soustrait. Ainsi, dans les régions de forte densité de mesures, l'interpolation est efficace, et se détériore lorsque le point est isolé.

De là, deux nouveaux paramètres peuvent être ajoutés. La première tentative d'interpolation imposait un rayon d'application. En réintroduisant cette contrainte, on élimine la perturbation créée par les points trop distants de façon plus franche qu'avec une décroissance continue. Ensuite, puisque l'interpolation se fait à partir des points où les données sont disponibles, celle-ci est donc sensible au nombre de valeurs qui sont utilisées comme cela vient d'être montré dans le paragraphe précédent. Le paramètre du nombre minimal de mesure intervient donc également. C'est donc avec trois paramètres, l'exposant dans la décroissance, le rayon d'application et le nombre minimal de mesures entrant en jeu, que l'interpolation qui suit devrait donner des résultats optimaux. Toutefois, cela impose une contrepartie. En effet, en augmentant le nombre de conditions à satisfaire, le nombre de points valides se réduit. Par conséquent, l'extension spatiale des statistiques locales se voit donc limitée.

rayon d'application (km)	500	300	100	50
E	50%	50%	30%	30%

TAB. 5.6: Évolution de l'erreur d'interpolation en fonction de la distance jusqu'à laquelle les données sont prises en compte dans l'interpolation.

En faisant varier le rayon d'application, avec une décroissance en $1/r^3$ et sans contrainte sur le nombre de mesure, l'erreur totale diminue avec r (tableau 5.6). Cela s'explique à nouveau par la variabilité spatiale des statistiques locales évoquée déjà plusieurs fois. Les cartes de l'interpolation

ainsi réalisée en $1/r^3$ avec un rayon d'application de 300 km, suffisamment grand pour permettre un recouvrement, sont présentées en figure 5.17. Il ressort que les points isolés sur la carte du haut, imposent sur tout le disque leur valeur.

Les contraintes sur le rayon d'application montrent que la stabilisation de l'erreur totale apparaît dès $n = 2$. Ainsi, en reprenant cette dernière valeur, et en testant le nombre minimal (N) de plus proches voisins, dans un rayon de 100 km, l'erreur E se réduit encore (tableau 5.7) Cela

nombre de voisins	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
E	38%	38%	39%	42%	27%	29%	22%	20%	21%	22%	21%

TAB. 5.7: Évolution de l'erreur d'interpolation en fonction du nombre minimal de voisins qu'un point doit avoir pour en reconstruire sa valeur par interpolation.

confirme que lorsque le nombre de mesure prises en compte est trop faible pour une zone donnée, la variabilité limite la qualité de l'interpolation. À partir de 6 stations, la densité de points de mesure est telle que l'interpolation est optimale.

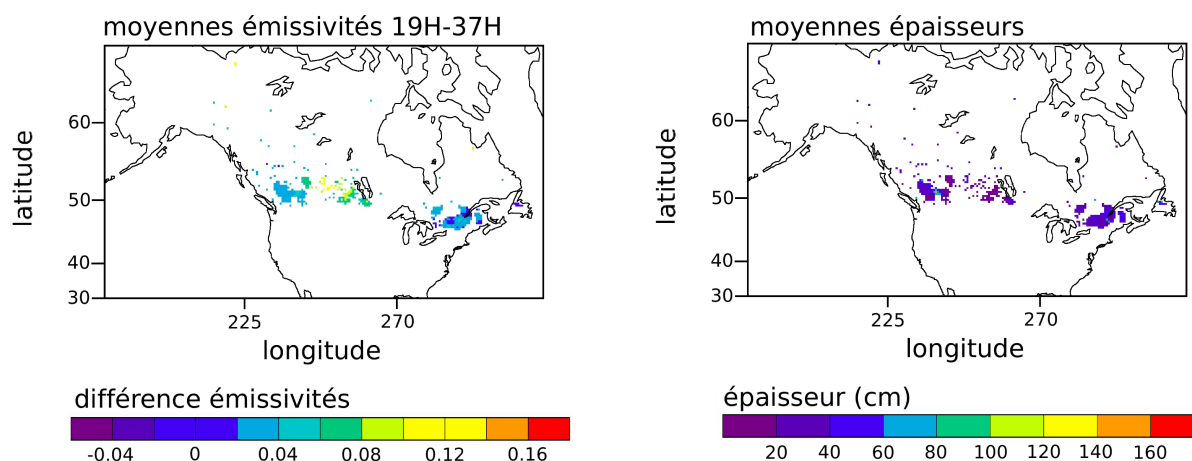


FIG. 5.18: Cartes des moyennes des différences d'émissivités 19H–37H et des épaisseurs interpolées sur l'Amérique du Nord, sous les conditions $n = 2$, $R_{app} = 100$ km et $N = 8$, comme décrits dans le texte..

Les cartes de la figure 5.18 présentent les valeurs des moyennes des épaisseurs de neige et des différences d'émissivités 19H–37H en $1/r^2$ et avec le rayon maximal d'application $R_{app} = 100$ km et le nombre minimal de stations voisines $N = 8$.

Ces cartes se limitent à l'Amérique du Nord, car la densité du réseau sur l'Eurasie est trop faible. Elles montrent donc que, malgré l'erreur relative totale de l'ordre de 20%, la très faible surface du globe remplissant ces trois conditions induit que les méthodes d'interpolation utilisées ici et basées sur des méthodes statistiques ne donnent pas des résultats satisfaisants en global.

5.4.2 apport d'un modèle de surface

L'avantage d'un modèle de circulation générale est qu'il contient une information spatiale physique, à la différence des méthodes statistiques utilisées auparavant et qui n'utilisent que la

distance géographique entre deux points. Nous allons utiliser les régularités spatiales issues d'un modèle de surface (ISBA) pour procéder à l'interpolation spatiale des statistiques locales.

L'analyse en composantes principales

Dix ans de sortie d'épaisseur de neige du modèle de terrain ISBA-ES couplé au modèle de circulation générale ARPÈGE de Météo-France ont été utilisés ici en mensuel à une résolution spatiale de $1^\circ \times 1^\circ$. L'Analyse en Composantes Principales (**ACP**) d'un jeu de données permet de réduire le nombre de dimensions qui le détermine, tout en conservant un maximum d'informations sur le système. Un développement détaillé de cette méthode est proposé en Annexe C. L'ACP, ici, est utilisée pour extraire des régularités spatiales de grande échelle issues d'ISBA. Si les structures spatiales présentent un comportement réaliste, alors elles seront exploitables. L'objectif est de s'en servir pour une interpolation spatiale des statistiques locales, des pixels avec une mesure *in situ* vers ceux qui en sont dépourvus.

Pour chaque mois, la carte d'épaisseur de neige, $X = \{X_i; i = 1, \dots, N\}$, peut être représentée par la somme pondérée des premières composantes de l'ACP, C_c :

$$X - X_m = \sum_{c=1}^{N'} \lambda_c \cdot C_c + \varepsilon \quad (5.2)$$

où X_m représente la carte des moyennes de l'épaisseur mensuelle et ε , l'erreur de représentation due à la non-utilisation des composantes d'ordre supérieures ($C_c; c = N' + 1, \dots, N$), qui représente le reste de la variance totale. Par ailleurs, $N' < N$ (d'où une compression du signal) et N/N' est le taux de compression.

Nous allons utiliser ici l'analyse en composantes principales pour étendre spatialement les données *in situ* d'épaisseur du manteau neigeux en s'appuyant sur les régularités spatiales, c'est-à-dire les fonctions propres, C_c , de l'ACP issues des sorties associées au modèle ISBA. Sous l'hypothèse réaliste que ces sorties fournissent au moins les comportements de grande échelle, il convient d'ajuster ces derniers à ceux des mesures *in situ* pour permettre l'interpolation spatiale.

les fonctions propres spatiales et temporelles issues du modèle ISBA

Une analyse en composantes principales de cette base de données a été réalisée pour identifier les motifs spatiaux principaux à l'échelle globale et séparément sur l'Eurasie et sur l'Amérique du Nord.

Eurasie L'analyse de la zone nord-Eurasienne concerne 5 180 pixels d'ISBA ($1^\circ \times 1^\circ$) pavant la zone géographique comprise entre 30°N et 70°N de latitude et entre 0° et 190°E de longitude. Il en ressort une prépondérance de la première fonction de base. Les quatre composantes d'ordre directement supérieur représentent encore 13% de la variance totale. Celles-ci constituent, pour l'essentiel, des informations plus fines, du moins beaucoup plus localisées. Le tableau 5.8 et la figure 5.19 indiquent que l'on accède ainsi à 90% de la variance avec les cinq premières fonctions propres et à près de la totalité avec les 50 premières composantes.

nombre de CP	1 (%)	2 (%)	3 (%)	4 (%)	5 (%)	50 (%)	100 (%)	200 (%)
Eurasie	76,6	8,8	1,6	1,6	1,4	0,03	$5 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-16}$
	76,6	85,4	87,0	88,6	90,0	99,6	99,9999	100- ϵ
Amérique	69,6	8,2	3,6	2,6	2,4	0,03	$2 \cdot 10^{-4}$	$8 \cdot 10^{-17}$
	69,6	77,8	81,4	84,0	86,4	99,5	99,999	100- ϵ
global	72,6	8,8	2,1	1,8	1,7	0,04	$2 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-16}$
	72,6	81,4	83,5	85,3	87,0	99,4	99,999	100- ϵ

TAB. 5.8: Pourcentages des variances expliquées, respectivement cumulées, par les deux cents composantes principales déterminées sur l'Eurasie, l'Amérique et en global sur la première ligne, respectivement sur la seconde.

La figure 5.20 montre des représentations spatiales des deux premières composantes. Les composantes d'ordre supérieur ayant des structures dont la signification est plus difficilement interprétable.

La première fonction, qui est associée à 77% de la variance totale, montre un gradient nord-sud avec des valeurs minimales voisines de 10^{-3} pour les latitudes inférieures à 45°N . Cette composante indique l'amplitude du cycle saisonnier, *i.e.* la présence ou non de la neige ainsi que l'importance des épaisseurs (5.21 portant sur l'échelle globale, mais dont les allures sont les mêmes sur l'Eurasie). À ce comportement général, s'ajoutent des sous-structures localisées sur les massifs montagneux. On remarquera principalement les tâches de valeurs faibles (en bleu) sur le Gory Putorana (Sibérie), sur le Kjollen (Scandinavie) et sur l'Oural.

La seconde fonction propre présente également des structures clairement identifiées tant dans sa projection spatiale (5.20) que dans sa projection temporelle (5.21). Ainsi la série temporelle associée à la première composante représente le cycle saisonnier de l'enneigement sur les dix années à notre disposition. La seconde série temporelle concerne la durée de la saison en influençant la valeur liée à la date de l'apparition de la neige et à celle de la fonte. Les séries temporelles suivantes sont moins évidentes à décrire. Toutefois, on observe sur celle associée à la troisième composante un changement de comportement à partir du 80ème mois. Après en avoir discuté avec B. Decharme, il s'avère que cela correspond à l'introduction d'un forçage atmosphérique à partir de cette date. Cela confirme la capacité de l'ACP à distinguer les différentes composantes intervenant dans la modélisation.

La seconde fonction de la base orthogonale représente 8% de la variance totale et possède des structures géographiques moins clairement identifiables que la première. Toutefois, un gradient négatif entre l'intérieur du continent eurasiatique et ses frontières maritimes apparaît. La limite à 45°N de la zone enneigée est une contrainte qui masque le gradient par le sud. Cette composante fait à nouveau sortir les reliefs mais en introduisant des distinctions de comportements entre

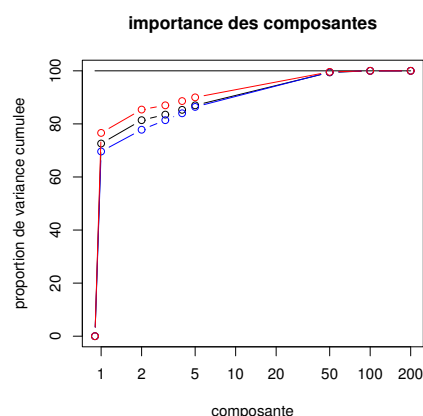


FIG. 5.19: Proportion de variances cumulées des 200 premières composantes sur les trois zones géographiques (Amérique du Nord en bleu, Eurasie en rouge et global en noir).

l'Oural et le Kjollen, et même un dipôle nord-sud intense sur le Gory Putorana. Cette composante peut s'interpréter comme l'influence de la distance aux côtes, les montagnes amplifiant ce comportement d'où le gradient dipolaire observé.

Amérique du Nord Des motifs semblables s'observent pour les projections spatiales des fonctions propres sur l'Amérique, où l'ACP a été menée sur 2 414 pixels situés dans le même intervalle de latitudes que pour l'Eurasie et avec des longitudes comprises entre 190°E et 310°E. La première composante regroupe à peine moins de 70% de la variance totale, et bien que la tendance en latitude soit plus chahutée, le gradient est conservé. Des structures intenses et localisées apparaissent ici encore sur les massifs, comme sur les Coasts Mountains. Toutefois, une zone sur le Québec limite l'hypothèse d'un lien fort entre les valeurs faibles de la fonction ($\sim -0,04$) et le relief.

L'allure de la deuxième composante de l'ACP (8%) menée sur l'Amérique peut être trompeuse. Le gradient entre l'intérieur et les côtes est ici positif. Le signe d'une composante ne peut se comprendre qu'en la multipliant la série temporelle (fig. 5.21) par la fonction propre spatiale (fig. 5.20). Sur l'Amérique, *a contrario* de l'Eurasie, la variance est maximale avec une fonction décrivant un gradient positif. Pour une raison d'uniformisation, il a été choisi de conserver le même code couleur, mais il suffit de renverser la palette pour retrouver les signatures similaires à l'Eurasie : influence de la distance aux côtes et amplification sur les massifs (Coast Mountains et monts Torngat). À côté de cela, il est intéressant de rapprocher la bande de niveau $-0,03$ qui suit la chaîne des lacs canadiens à celle des forêts de conifères (*Matthews* (1983)).

Global Le passage à l'échelle globale n'a pas pu se faire directement. En effet, l'ACP maximise la part de la variance de la première composante par rapport à la variance totale avant de maximiser successivement la variance restante dans les composantes d'ordre supérieur. Ainsi il y a souvent un mélange des processus physiques dans les composantes. Le domaine d'étude doit donc être à l'échelle des processus qui nous intéressent, sinon on mélange dans une composante de grande étendue des localisations qui n'ont plus rien à voir entre-elles. Ainsi pour améliorer les résultats de l'ACP, il a donc été choisi de séparer les deux continents eurasiens et américains. Ce choix de stratégie se confirme par le fait que la première composante n'avait pas la même allure que celles établies à l'échelle continentale : le Groënland très particulier dans son comportement (accumulation de neige) ressortait clairement. Les cycles du manteau neigeux y diffèrent de ceux de l'Amérique et de l'Eurasie qui présentent des périodes sans neige. L'accumulation qui se produit au Groënland conduit à des épaisseurs de plusieurs mètres qui, en comparaison avec les quelques dixièmes de mètre en moyenne ailleurs, contrôlent la variance. Le poids des pixels du Groënland biaise ainsi l'ACP. Le domaine géographique de l'analyse en global qui suit se borne donc à l'union de l'Eurasie et de l'Amérique et exclut le Groënland.

Les effets locaux sont alors lissés et les grandes tendances ressortent. Avec deux fois plus de pixels sur l'Eurasie que sur l'Amérique, cette dernière subit le biais imposé par le poids de la première et l'influence de la latitude se distingue plus nettement. L'hypothèse énoncée plus haut concernant le lien entre les valeurs basses de la fonction et le relief sort renforcée à l'échelle globale. L'anomalie relevée sur le Québec se situant à des valeurs plus modérées, zone montagneuse des Torngat mise à part.

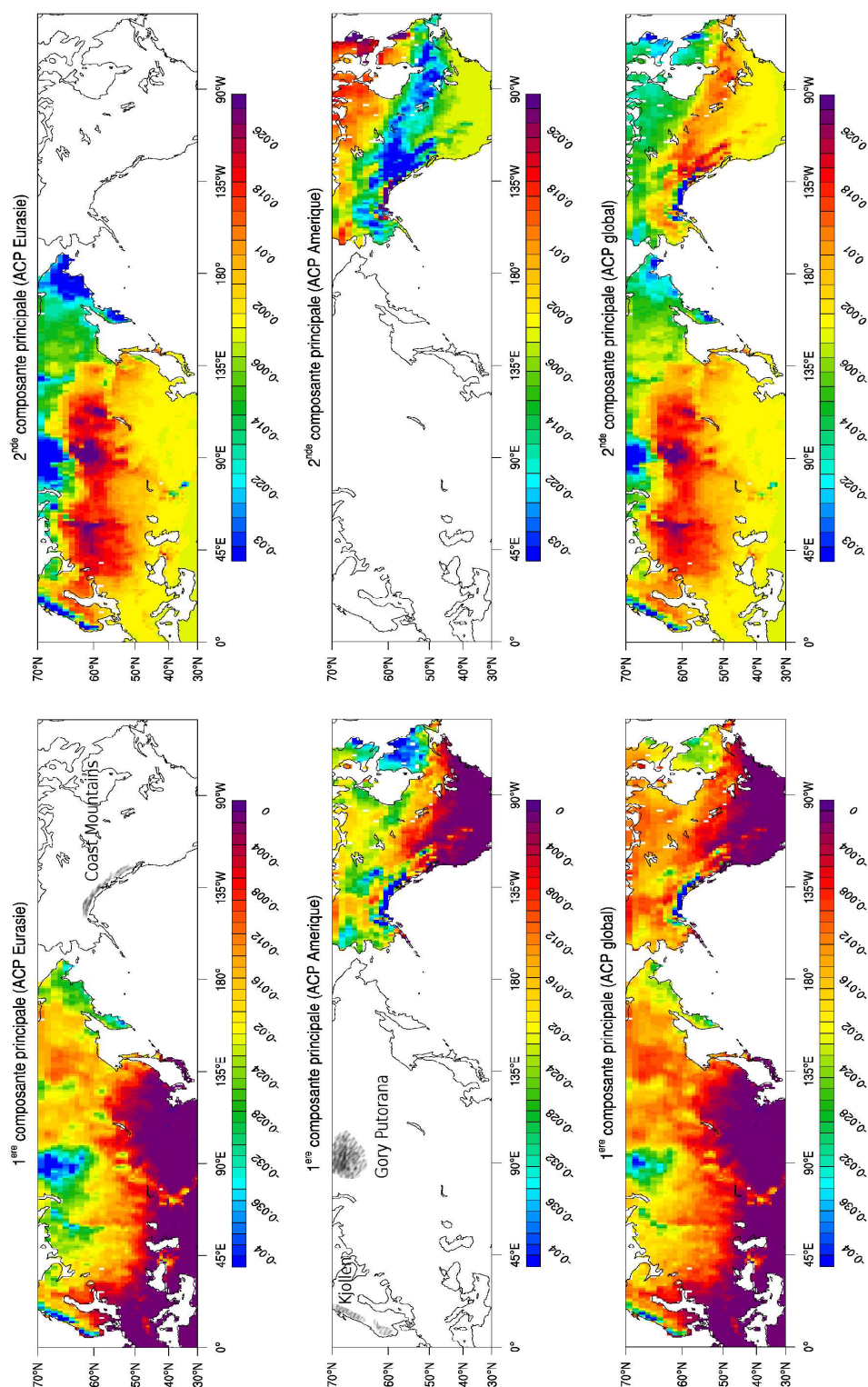


FIG. 5.20: Représentation des deux fonctions propres déduites des ACP réalisées sur l'Eurasie, l'Amérique du Nord et en global.

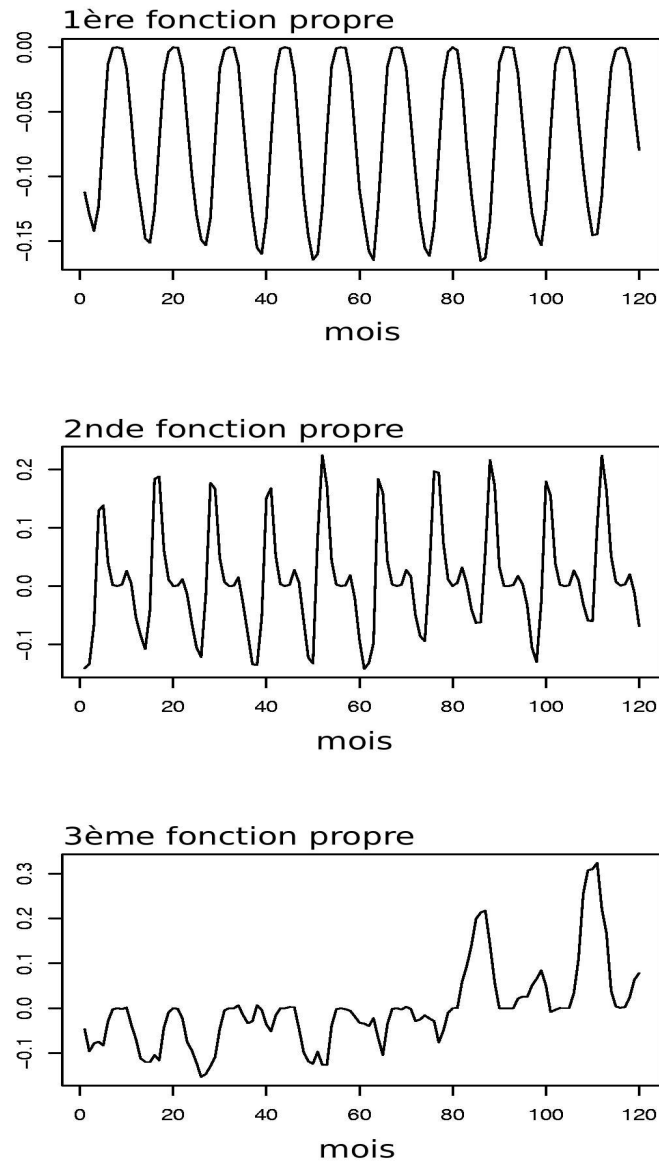


FIG. 5.21: Les trois premières fonctions propres de l'ACP sur la dimension temporelle des sorties d'épaisseur de neige en global.

En se plaçant à l'échelle globale, le poids de l'Eurasie contraint le signe de la fonction sur l'Amérique, tout en conservant son aspect. Pour cette seconde composante, la stabilité des structures lors du passage de l'échelle continentale à l'échelle globale est caractéristique de la robustesse de l'ACP effectuée. À cette échelle, l'influence de la distance aux bordures maritimes est confirmée. Deux remarques peuvent être faites : il y a amplification du gradient lié à la distance aux côtes par le relief et un lien avec la végétation semble exister. En effet, la localisation géographique des zones de valeurs proches de 0,01 coïncide avec celle des forêts à feuillage persistant (ouest des lacs canadiens et Scandinavie jusqu'au sud sibérien). Les valeurs proches de -0,015 peuvent être associés aux zones de toundra et de bois caducs (Sibérie orientale et Grand Nord canadien). Ce lien vient du climat qui modèle la végétation et qui détermine l'allure des précipitations

neigeuses.

Ainsi, dans ces trois cas, la première composante, $C_1 = \{C_{1,i}; i = 1, \dots, N\}$, où N est le nombre de pixels, explique $\sim 70\%$ de la variance. Les allures de sa série temporelle et de sa structure géographique latitudinale témoignent du caractère saisonnier de cette composante. On accède ainsi à l'information sur le cycle (durée et épaisseur mensuelle moyenne). La deuxième composante présente un autre régime de variabilité du manteau neigeux. Décorrélée de la grande structure en latitude puisqu'orthogonale à la première composante, il s'agit de l'influence océanique qui se traduit par la distance aux côtes et est renforcée par la topographie. Sa projection temporelle montre qu'elle est associée à la durée de la période sans neige.

l'interpolation à partir d'ISBA

Les statistiques locales obtenues par les mesures *in situ* étant spatialement très limitées, on cherche à les étendre au globe. Les techniques d'interpolation précédentes de la section 5.4.1 étaient basées sur des *a priori* spatiaux (pondération en fonction de la distance, surface circulaire de rayon déterminé par la longueur de cohérence). Elles permettaient d'atteindre des corrélations proches de 0,6 entre les données *in situ* et les interpolations obtenues par ces deux méthodes sur des zones géographiques extrêmement limitées (frontière canado-américaine). Ceci n'est, hélas, pas suffisant pour étendre spatialement les statistiques locales dont on a besoin pour la restitution de l'épaisseur de neige.

Le recours aux sorties de modèles tel que ISBA-ARPÈGE permet d'avoir accès aux échelles continentales, contrairement aux précédentes méthodes statistiques d'interpolation basées sur la distance géographique entre les points. En partant des sorties d'épaisseurs de neige d'ISBA, les régularités spatiales données par l'ACP sont utilisées pour les faire coïncider avec les données *in situ*. C'est donc une correction d'ISBA selon les mesures *in situ* qui est proposée en vue de l'estimation des statistiques locales sur tous les pixels.

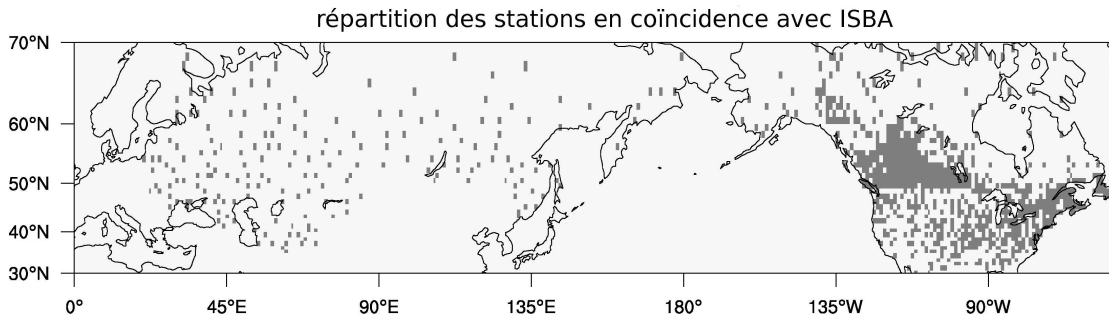


FIG. 5.22: Pixels $1^\circ \times 1^\circ$ en coïncidence entre ISBA et les mesures *in situ*

Pour ajuster au mieux les épaisseurs prédites par le modèle à celles mesurées en Eurasie et en Amérique du Nord, on intervient sur les coefficients pondérateurs λ_c de l'équation 5.2. Une procédure de minimisation basée sur une méthode quasi-Newton est utilisée pour minimiser une différence, L , entre cette épaisseur de neige déduite d'ISBA-ES et les mesures *in situ*, uniquement donc sur les pixels contenant une station (fig. 5.22) :

$$L(\lambda_c; c = 1, \dots, N') = \sum_{i=1}^n (X_i - e_i^{\text{in situ}})^2$$

où $n < N$ est le nombre de pixels comportant une mesure *in situ*, X_i est la représentation de l'épaisseur de neige donnée par l'ACP (équ. 5.2) et $e_i^{\text{in situ}}$, l'épaisseur de neige mesurée dans le pixel i . La minimisation pour obtenir les poids optimaux $\{\lambda_c; c = 1, \dots, N'\}$ est faite indépendamment pour chaque mois de l'hiver 1993. Les conditions initiales $\{\lambda_c^0; c = 1, \dots, N'\}$ sont, pour un mois donné x , sa projection sur les N' premières composantes : $\lambda = C \cdot (X - X_m)$, où C est la matrice $N' \times N$ des fonctions propres fournies par l'ACP. Au cours de l'optimisation, les pondérations initiales λ_c^0 sont modifiées pour minimiser³ $L(\lambda)$, la fonction de perte ou *Loss function*.

minimisation de $L(\lambda)$ La planche 5.23 présente l'évolution des statistiques locales de la moyenne et de l'écart-type, en fonction du nombre de composantes principales prises en compte dans l'ajustement aux mesures *in situ*. Le minimum est supposé atteint lorsque le gradient de la fonction de perte, $L(\lambda)$, devient inférieur à 10^{-6} . La courbe en noir concerne les prédictions "ISBA pur", c'est-à-dire telles qu'elles sont fournies. Le nombre de composantes principales n'ayant pas de signification dans ce cas, l'écart quadratique ne dépend donc que du domaine géographique et de la statistique locale considérée. En rouge, il s'agit de la courbe de l'écart quadratique entre les prédictions "ISBA N' CP", *i.e.* ISBA à N' composantes principales. Comme on s'y attend, plus le nombre de composantes intégrées augmente, plus on tend vers les valeurs concernant "ISBA pur". Enfin en vert, la courbe concernant la configuration "ISBA optimisé", c'est-à-dire prenant en compte les N' premières composantes qui sont optimisées par minimisation de $L(\lambda)$. La forte diminution des écarts quadratiques atteste bien de l'amélioration de l'optimisation quelque soit le domaine géographique et la statistique locale considérée. Toutefois au-delà de 100 composantes il semble qu'il n'y ait plus d'amélioration, cela peut être en partie dû à une limitation de la méthode de minimisation lorsque le nombre de variables devient important.

³ L'algorithme utilisé pour aboutir à la minimisation du χ^2 est un quasi-Newton. La méthode de Newton-Raphson permet de trouver le minimum d'une fonction f en l'approchant par son développement de Taylor au deuxième ordre. Si la fonction est un polynôme du second degré - fonction quadratique - :

$$f(x) = f(x_0) + (x - x_0) \frac{\partial f}{\partial x}(x_0) + \frac{(x - x_0)^2}{2} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x_0)$$

écrit sous forme matricielle,

$$f(x) = f(x_0) + {}^t \nabla (x - x_0) + \frac{1}{2} (x - x_0) H (x - x_0)$$

avec ∇ , la transposée du gradient H , le Hessian

La dérivée

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x) = \nabla + H(x - x_0)$$

est nulle au minimum donc

$$\nabla + H(x_{\min} - x_0) = 0 \text{ d'où } x_{\min} = x_0 - H^{-1} \nabla$$

H^{-1} est aussi la matrice des covariances et $H^{-1} \nabla$ est le pas à effectuer à partir de x_0 pour arriver au minimum en un coup. Pour une fonction non quadratique, on procède par pas successifs. La limitation de cette méthode vient de son instabilité qui la font diverger notamment si H n'est pas définie-positive. Si le minimum est loin des conditions initiales x_0 , il faut préférer une méthode quasi-Newton. Celle-ci considère $-H^{-1} \nabla$ comme incorporant une correction du système de coordonnées : la métrique est corrigée de manière à ce que $-\nabla$ soit traduit en pas incrémental à effectuer (*James (1972)*)

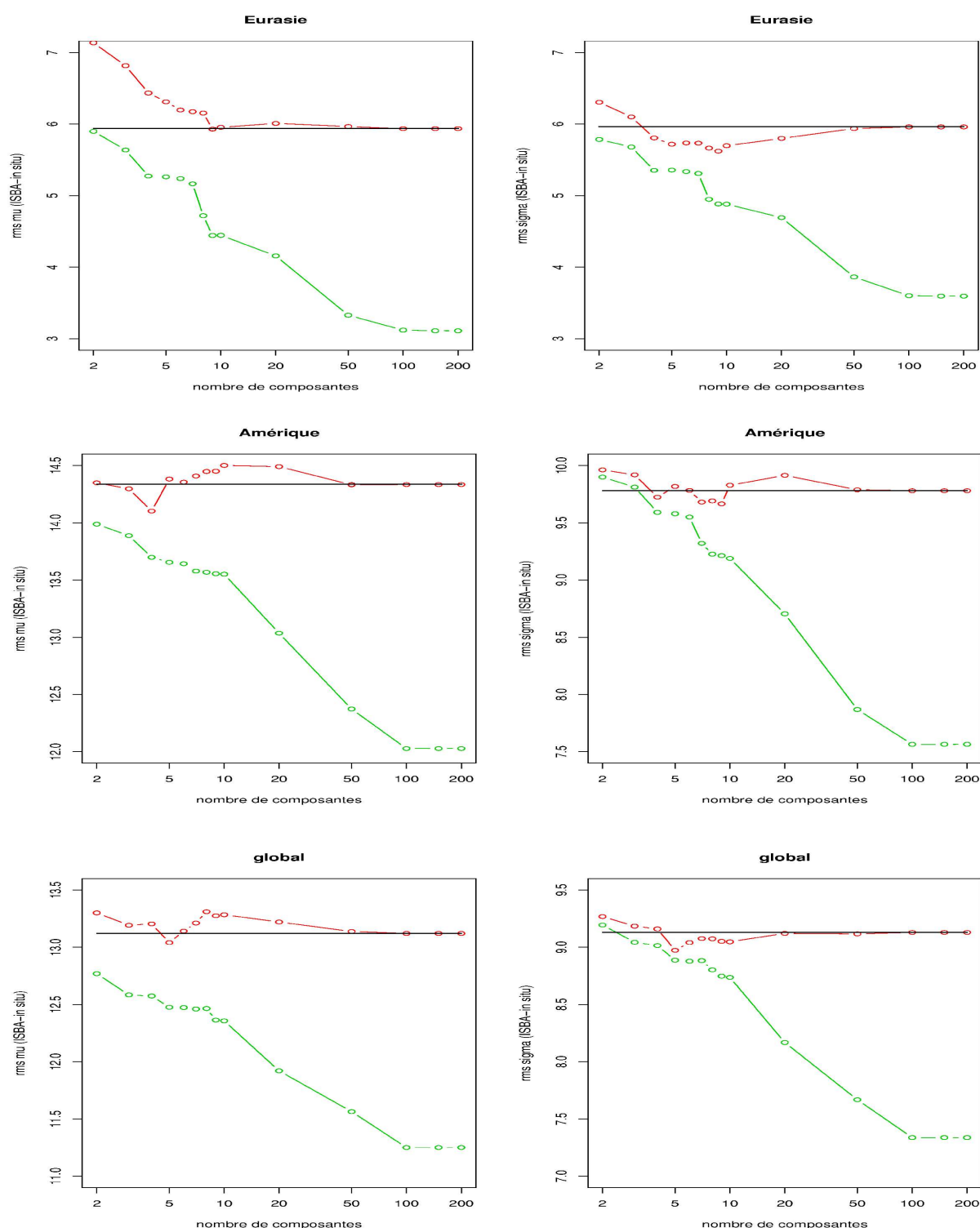


FIG. 5.23: Évolutions, en fonction du nombre N' de composantes, des écarts quadratiques moyens (rms) entre les statistiques locales prédites à partir d'ISBA et *in situ*. Sont présentés les rms entre les mesures *in situ* et, respectivement, les prédictions "ISBA pur" (en noir), "ISBA à N' composantes" (en rouge) et "ISBA à N' composantes optimisées" (en vert). La colonne de gauche porte sur la statistique locale μ et celle de droite sur celle de σ .

Toutefois, il apparaît que seule l'Eurasie présente des valeurs numériques de l'écart quadratique moyen suffisamment faibles pour être compatibles avec les tentatives futures d'inversion. **Nous concentrerons ainsi nos efforts dans la suite de l'étude sur l'Eurasie.** La méthode que nous développerons dans la suite pourra, néanmoins, être utilisée pour l'Amérique du nord moyennant quelques ajustements.

À ce stade, il convient de choisir le nombre de composantes principales qui doivent être retenues. En effet, bien qu'*a priori* le minimum soit atteint à partir de 100 composantes, il faut s'assurer qu'il n'y ait pas de sur-paramétrisation.

phénomène de sur-apprentissage Pour aboutir à une optimisation fiable des fonctions propres de l'ACP, il convient d'adapter le nombre de degrés de liberté. Ainsi la méthode d'ajustement va chercher à minimiser le biais (*i.e.* l'erreur entre l'estimation et l'observations), mais s'il y a sur-paramétrisation (*i.e.* trop de paramètres dans le modèle d'estimation, ici le nombre de composantes), la variance va augmenter (**dilemme biais-variance**). On parle alors de sur-apprentissage : la méthode d'estimation sera très performante sur les observations qui auront été utilisées pour son ajustement, mais elle sera de piètre qualité pour de nouvelles observations. Pour déterminer le nombre de degrés de liberté optimal, on procède à un test de généralisation qui permettra de choisir le meilleur compromis possible. Pour ce faire, on s'intéresse à l'évolution au cours de la minimisation de l'erreur quadratique (*RMS*) des statistiques locales établies sur une base d'apprentissage et sur une base de généralisation. La base d'apprentissage est un échantillon de l'ensemble des données sur lequel porte l'optimisation. La base de généralisation est le complémentaire de cet échantillon sur lequel on teste l'optimisation. En cas de sur-paramétrisation, la minimisation se poursuit sur la base d'apprentissage en induisant un apprentissage "par cœur" de la base d'apprentissage provoquant une augmentation de l'erreur quadratique des statistiques locales sur la base de généralisation. On choisit donc d'arrêter la minimisation avant que cette erreur ne réaugmente (technique du *early stopping*, Bishop (1995)).

La planche 5.24 présente l'évolution, au cours de l'optimisation, de l'erreur quadratique sur les deux statistiques locales calculées avec 10, 25, 50 et 100 composantes. La courbe en noir, respectivement en rouge, concerne l'erreur pour la base d'apprentissage, respectivement la base de généralisation.

Ces deux bases ont été choisies aléatoirement et il apparaît après quelques itérations que la base de généralisation présente des erreurs plus faibles que la base d'apprentissage. Cela indique simplement que la variabilité de la base de généralisation est bien représentée dans la base d'apprentissage. Cela prouve aussi une certaine hétérogénéité des deux bases : le tirage aléatoire de l'échantillon pour la base de généralisation semble plus simple que celui de la base d'apprentissage. Elle illustre donc la problématique de la représentativité des données servant à l'optimisation. Le nombre de stations semble donc insuffisant, mais puisque celui-ci ne peut être augmenté, cette base de données doit être utilisée au mieux. Si l'on s'arrêtait aux quelques premières centaines d'itérations, on constaterait de meilleures estimations des statistiques locales sur la base de généralisation que sur la base d'apprentissage. Il convient donc de trouver un compromis. Ce dernier doit présenter un faible écart entre les courbes des deux bases et celles-ci doivent être assez stables après un grand nombre d'itérations. En effet, si la courbe de généralisation croissait trop rapidement, cela indiquerait une sur-paramétrisation.

Ainsi, il semble que ce soit la configuration avec 50 composantes qui offre le meilleur compromis. Pour limiter le sur-apprentissage, on décide donc d'arrêter l'optimisation à 6 000 itérations.

C'est donc ce nombre de 50 composantes principales qui est retenu dans la suite.

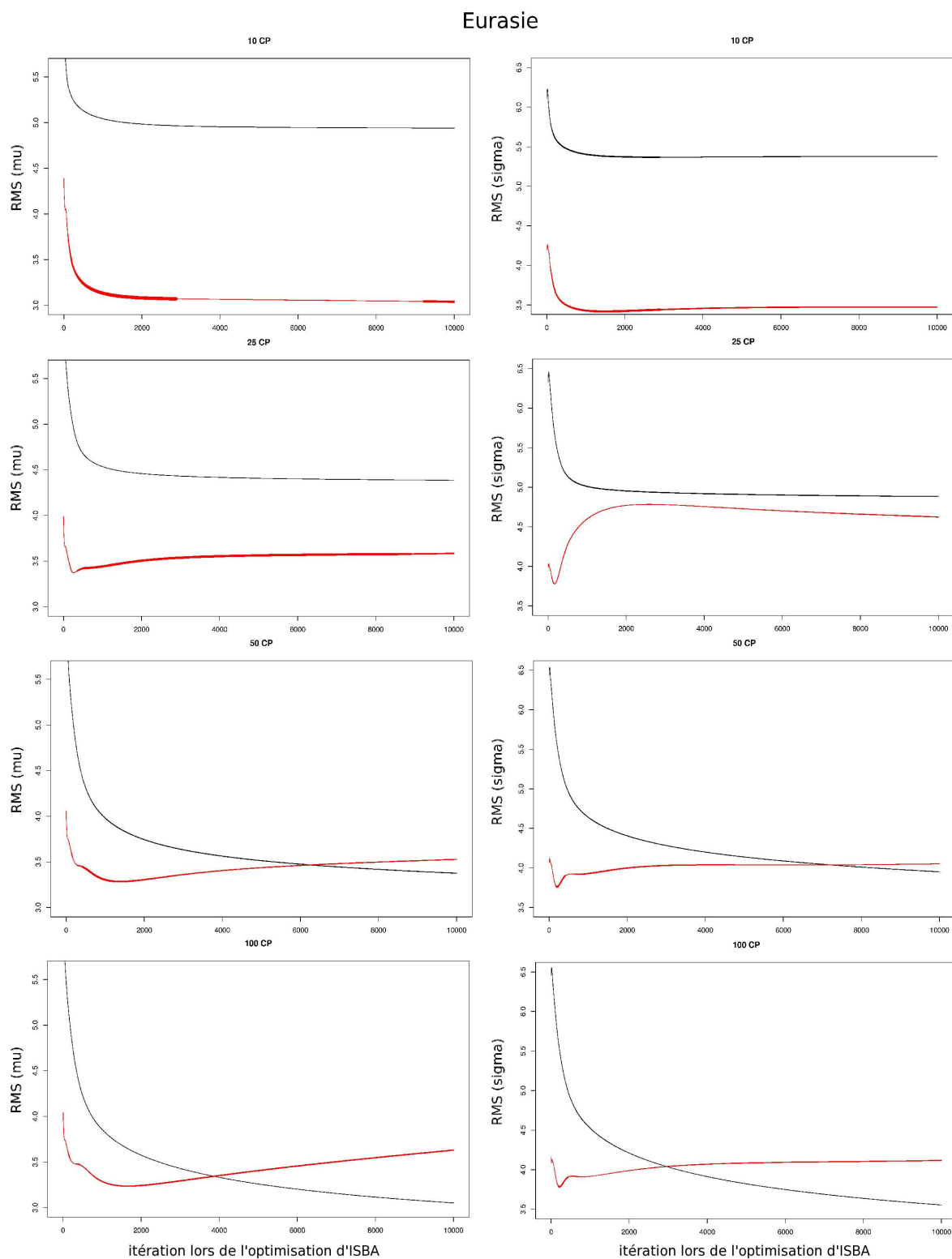


FIG. 5.24: Courbes d'optimisation d'ISBA pour quatre configurations : à 10, 25, 50 et 100 composantes. En noir (respectivement en rouge), la courbe représentant la valeur de l'écart quadratique commise sur les statistiques locales μ (colonne de gauche) et σ (colonne de droite) de la base d'apprentissage (respectivement la base de généralisation).

Pour s'assurer de la convergence optimale de $L(\lambda)$ jusqu'à l'*early stopping*, la figure 5.25 illustre bien que la stabilité commence à être atteinte à partir de 2 000 itérations pour la plupart des composantes.

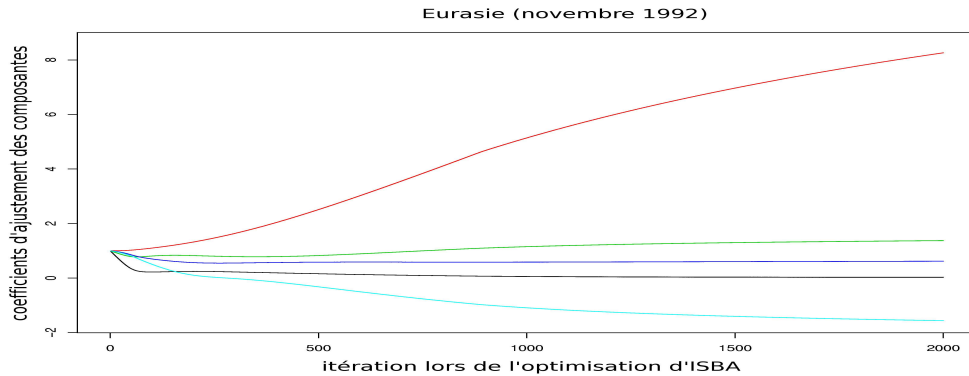


FIG. 5.25: Evolution des 5 premiers coefficients au cours de l'optimisation pour le mois de novembre 1992, avant l'*early stopping* situé à 6 000 itérations. Ici, ne sont présentées que les 2 000 premières itérations.

Une fois obtenues les $\hat{\lambda}_c$, la correction sur les sorties ISBA pour tendre vers les données *in situ* sera faite, puis les statistiques locales $(\mu, \sigma)_i$ seront estimées.

La correction des sorties ISBA requiert que le réseau de stations soit suffisamment dispersé et dense pour représenter les diverses régions concernées. Comme le montre la carte 5.22, les points de mesure sont plus uniformément répartis sur l'Eurasie (mais pas de façon assez dense pour pouvoir contraindre des structures géographiquement fines) que sur l'Amérique du Nord. Bien que ces cartes montrent des structures spatiales cohérentes, la différence de qualité de répartition justifie en partie la difficulté d'atteindre une optimisation aussi satisfaisante que sur l'Eurasie.

Il convient de considérer l'écart quadratique au lieu de l'écart simple, car l'optimisation s'est faite sur cet estimateur (χ^2) et donc pour mettre en évidence l'amélioration croissante avec le nombre de composantes il faut reprendre le même estimateur.

Les coefficients des cinquante premières composantes ont été calculés pour chaque mois entre juillet 1992 et juin 1993. Compte tenu du poids des deux premières composantes dans la variance totale (85%), ce sera leur coefficient qui qualifieront principalement l'accord entre les prédictions et les mesures.

Si l'ensemble des composantes étaient intégrées au calcul d'optimisation sur les mesures *in situ*, et que les prédictions d'ISBA étaient parfaites, les coefficients de chacune des N composantes vaudraient l'unité. Ici, d'une part on se restreint aux seules cinquante premières composantes qui, bien que regroupant plus de 99% de la variance totale (tab. 5.8), ne prennent pas l'ensemble de l'information fourni par ISBA en compte. D'autre part, l'information sur l'épaisseur réelle de la neige n'est disponible qu'en un nombre limité de points. Enfin et surtout, ISBA n'est pas parfait : des variabilités dans les observations *in situ* peuvent ne pas être représentées par ISBA et encore moins par les seules cinquante premières composantes extraites d'ISBA. Néanmoins, les prédictions ne sont pas mauvaises, et en considérant les cinquante composantes principales, les coefficients sont tout de même attendus proches de 1.

Une valeur supérieure à 1 d'un coefficient indique une sous-estimation par ISBA-ARPÈGE de la

	Eurasie				
mois	$\hat{\lambda}_1$	$\hat{\lambda}_2$	$\hat{\lambda}_3$	$\hat{\lambda}_4$	$\hat{\lambda}_5$
92/07	1,001	1,015	1,058	1,022	1,099
92/08	1,002	1,023	1,040	1,029	1,134
92/09	1,003	1,020	0,957	1,033	1,069
92/10	1,093	3,115	1,074	0,515	0,183
92/11	-0,005	8,246	1,083	0,597	-1,181
92/12	0,345	5,549	0,676	1,029	-2,943
93/01	0,691	4,561	0,647	1,481	0,235
93/02	0,752	6,037	0,423	2,313	0,345
93/03	0,874	-1,095	0,436	-1,713	-2,132
93/04	1,471	0,283	1,601	5,753	6,259
93/05	-0,006	1,114	2,696	3,991	0,950
93/06	1,008	1,148	0,823	0,996	0,893

TAB. 5.9: Les valeurs des cinq premiers coefficients d'ajustement des composantes principales, pour l'hiver 1993. Seuls les cinq premiers sur les 50 sont présentés dans un objectif de simplicité mais également car ce sont les plus importants. Les valeurs en gras indiquent des corrections importantes sur les deux premières composantes.

contribution à l'épaisseur du manteau de la composante associée à ce coefficient, et réciproquement quand la valeur est inférieure à 1. Lorsque les coefficients d'ajustement sont négatifs, c'est que le comportement observé va dans le sens opposé à l'information provenant de la composante. Bien que les paramètres d'entrée de la modélisation ne soient pas directement les composantes de l'ACP, ils sont, néanmoins, liés. Ces coefficients peuvent donc donner des pistes pour résoudre d'éventuels problèmes dans ISBA, comme on va le montrer tout de suite

D'abord, en été, les $\hat{\lambda} \sim 1$ indiquent que la modélisation traduit bien la quasi-absence de la neige. C'est ensuite que les spécificités apparaissent.

Comme le montre la figure 5.22, le territoire russe est relativement bien couvert par les 190 pixels de mesures. Cette homogénéité permet d'affirmer que l'optimisation sur les mesures *in situ* a un sens mais sur des régions assez vastes, pour une plus grande précision spatiale, il faudrait également une plus forte densité de stations. De façon générale, sur les mois réellement concernés par la présence de neige, ISBA a tendance à sur-estimer l'influence de la première composante (effet de latitude) et à sous-estimer le rôle joué par la distance aux côtes (chiffres en gras dans le tableau 5.9). Ainsi en octobre, si la première composante indique que la modélisation reproduit efficacement cette influence en latitude, la valeur élevée de $\hat{\lambda}_2$ prouve que la contribution de la seconde composante, est mal prise en compte : cet effet a ainsi beaucoup plus d'importance que ce qui est considéré dans le modèle. Cela est également valable jusqu'au mois de février 1993. En mars 1993, cet effet va même dans le sens inverse des prévisions en s'inversant presque parfaitement avec $|\hat{\lambda}_2| \sim 1$. Ainsi les épaisseurs durant les mois vraiment enneigés, c'est-à-dire de novembre 1992 à février 1993, semblent dépendre moins de la latitude et plus de la distance aux côtes que prévu par ISBA. Il convient toutefois de préciser que le nombre de stations actives est plus petit hors des période d'hiver. Cela peut donc introduire des erreurs dues à d'éventuelles spécificités présentes sur les rares stations actives.

Ces résultats permettent ainsi d'apporter des informations sur les pistes à suivre pour envisager

mois	Eurasie								
	ρ			b			rms		
	pur	50CP	opt.	pur	50CP	opt.	pur	50CP	opt.
92/07	ND	ND	ND	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1
92/08	ND	ND	ND	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1
92/09	0,76	0,58	0,59	0,0	0,0	0,0	0,2	0,2	0,2
92/10	0,87	0,86	0,89	0,0	0,0	0,0	2,5	2,6	1,8
92/11	0,91	0,91	0,97	1,2	1,2	0,0	5,8	5,9	3,0
92/12	0,88	0,87	0,95	2,9	2,9	-0,4	9,1	9,2	5,1
93/01	0,86	0,87	0,93	3,6	3,5	0,0	11,6	11,4	7,8
93/02	0,85	0,85	0,92	2,5	2,6	0,0	14,7	14,6	10,6
93/03	0,73	0,73	0,91	-3,2	-3,2	0,8	19,0	19,1	11,4
93/04	0,59	0,59	0,89	-4,9	-4,9	1,0	20,4	20,4	10,8
93/05	0,68	0,69	0,97	-0,7	-0,7	0,0	6,5	6,4	2,3
93/06	ND	ND	ND	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,4

TAB. 5.10: Statistiques $-\rho$ (corrélation), b (biais) et rms (écart quadratique moyen)- des prédictions des épaisseurs de neige en mensuel dans les trois configuration d'ISBA : pour les trois statistiques, dans la colonne de gauche "ISBA pur", dans la colonne centrale "ISBA à 50 composantes" et dans la colonne de droite "ISBA à 50 composantes optimisées".

des corrections au modèle.

L'objectif étant ici d'avoir une représentation satisfaisante pour que l'algorithme de restitution puisse être utilisé, le passage d' "ISBA pur" à une version à cinquante composantes entraîne une perte d'information. Mais l'ajustement d'ISBA qui vient d'être effectué conduit-il *in fine* à un bon accord entre ces prévisions et les mesures en coïncidence ?

La première remarque qui peut être faite sur le tableau 5.10 est que sur les mois réellement concernés par la neige, "ISBA optimisée" fait mieux qu' "ISBA pur".

Les valeurs des corrélations indiquent une bonne linéarité entre les prévisions d'ISBA et les mesures *in situ*. Néanmoins, les rms sont importantes surtout en fin d'hiver (20,4 en avril). En se limitant aux cinquante premières composantes, on supprime des degrés de liberté qui peuvent être corrects physiquement mais mal pris en considération dans la modélisation ISBA. *A priori*, supprimer ces informations devrait entraîner une dégradation des corrélations, des biais et des rms.. Toutefois, on a vu qu'avec cinquante composantes, on accède à 99,6% de la variance totale. La variation des statistiques lors du passage d' "ISBA pur" à "ISBA à 50 composantes" est donc très faible. Enfin, l'optimisation des cinquante premières composantes s'avère fiable en réduisant de près 40% en moyenne la rms par rapport à "ISBA pur". Par ailleurs, les corrélations sont presque toujours meilleures qu' "ISBA pur". En outre, les biais sont souvent réduits à zéro, alors qu'ils peuvent être de -4,9 cm dans les sorties du modèle.

Mais *in fine*, ce n'est pas ce qui est recherché. Ce qui nous intéresse est assez indirect, c'est l'interpolation spatiale des statistiques locales, *i.e.* les couples $(\mu, \sigma)_i$.

estimation des statistiques locales à partir d'ISBA modifié

Maintenant que les paramètres d'optimisation ont été déterminés, il s'agit de calculer les statistiques locales en rapport avec l'épaisseur du manteau neigeux. Les planches 5.26 et 5.27 qui suivent, présentent les couples $(\mu, \sigma)_i$ des épaisseurs et des différences d'émissivités 19H–37H.

L'amélioration produite par l'optimisation sur les données *in situ* est confirmée en différents points. On peut ainsi remarquer que les statistiques locales μ élevées prévues par "ISBA pur" sur le Caucase à l'ouest de la mer Caspienne ou bien vers la région $90^\circ\text{E} : 65^\circ\text{N}$ est atténuée dans la configuration "ISBA à 50 composantes optimisées" correspondant mieux à ce qui est mesuré *in situ*. De même vers la région $130^\circ\text{E} : 60^\circ\text{N}$, où les statistiques locales σ sont après optimisation plus proches des mesures *in situ* (~ 26 cm) qu'"ISBA pur" (~ 42 cm).

D'autre part, l'interpolation semble cohérente. En effet, sur le Kjollen (Scandinavie), les données *in situ* ne sont pas disponibles. L'ajustement ne peut donc pas se faire sur cette région marquée par de fortes valeurs de μ et de σ . Puisqu'il s'agit d'une structure assez particulière, elle échappe à l'allure majoritaire sur laquelle s'appuie l'interpolation.

Les biais et les *root mean square error* (rms) existants entre les statistiques locales déduites d'ISBA et celles mesurées sont présentés dans le tableau 5.11. Ils indiquent l'écart moyen, respectivement les écarts quadratiques moyens, entre les prédictions et les mesures. Les trois configurations de prédictions, c'est-à-dire "ISBA pur" et ISBA avec les cinquante premières composantes optimisées ou non, sont présentées. Les biais et les rms sont un critère essentiel de l'estimation des statistiques locales plus que l'adéquation des valeurs absolues.

configuration	Eurasie					
	μ			σ		
	ρ	b	rms	ρ	b	rms
ISBA pur	0.84	0.2	5.9	0.85	0.8	6.0
ISBA 50 CP	0.84	0.2	6.0	0.85	0.8	5.9
ISBA 50 CP + optimisation	0.94	0.2	3.6	0.93	-0.1	4.2

TAB. 5.11: Statistiques des estimations des statistiques locales dans les trois configurations d'ISBA.

Il apparaît que l'optimisation des cinquante premières composantes sur les mesures *in situ* améliore les biais et les rms sur les statistiques locales (μ, σ) . On diminue ainsi de près de 40% la rms sur la statistique locale μ et de 30% celle sur la statistique locales σ entre "ISBA pur" et "ISBA à 50 composantes optimisées". On remarque que les corrélations sont également améliorées (15% de variance expliquée en plus), et les biais sur la statistique locale σ sont sensiblement abaissés. La diminution de la *rms* est en effet attendue, puisque dans la procédure d'optimisation, c'est un critère quadratique (variance de l'erreur) qui a été utilisé sur les épaisseurs de neige. Toutefois, il est bienvenu de constater, bien que la minimisation aie porté sur les épaisseurs et non directement sur les statistiques locales, que la minimisation est effective également sur ces statistiques locales. Néanmoins une technique travaillant directement sur celles-ci⁴ a été développée, mais elle est plus complexe et n'apporte pas une diminution significative des erreurs sur les statistiques locales par rapport à la technique présentée. Minimiser ces erreurs sur les statistiques locales est fondamental pour la suite de l'algorithme d'inversion.

⁴consistant à minimiser une fonction de perte faisant intervenir explicitement les statistiques locales

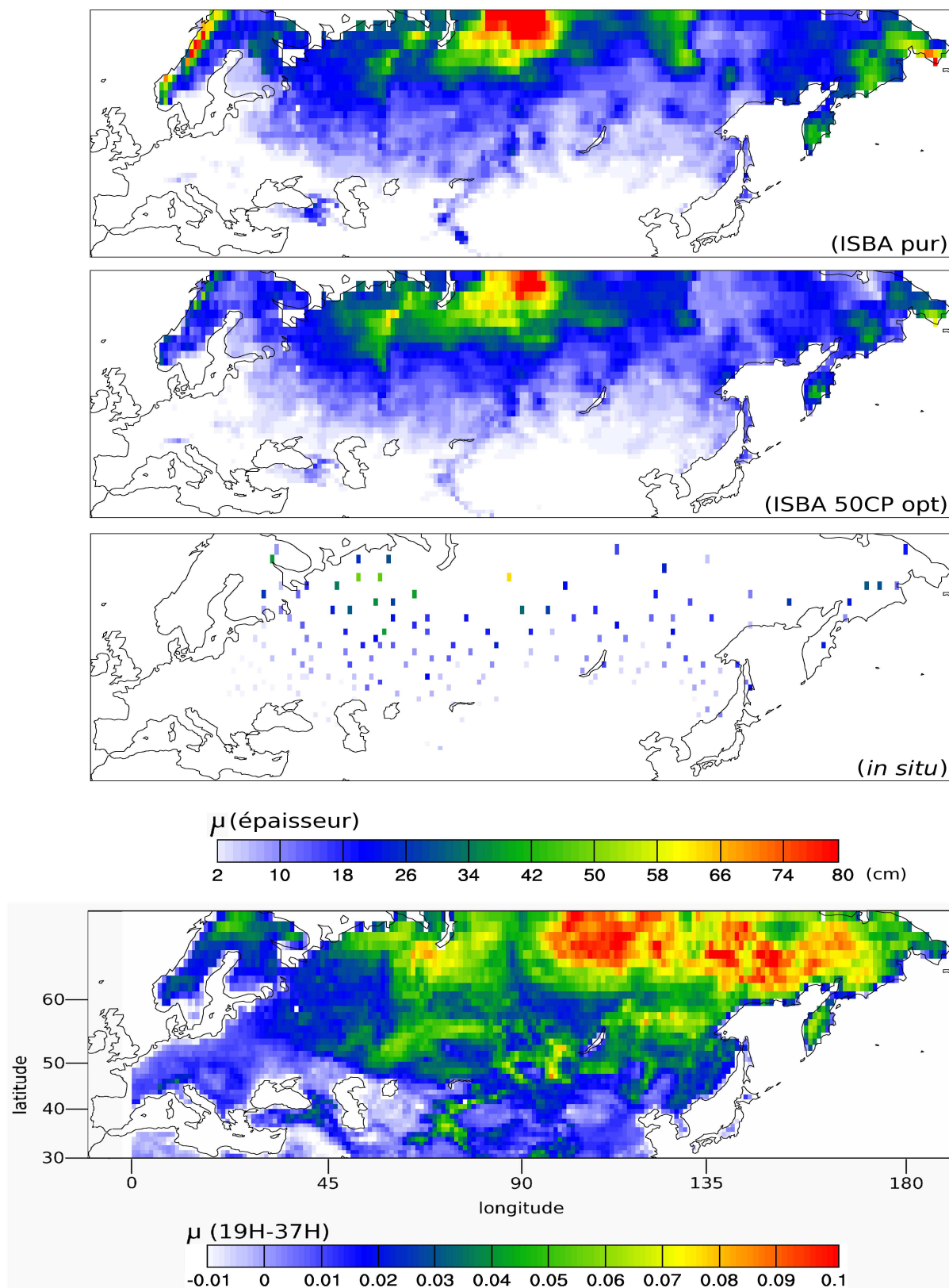


FIG. 5.26: Cartes des statistiques locales de moyenne des épaisseurs de neige dans la configuration "ISBA pur" (en haut), "ISBA à 50 composantes optimisées" (en dessous) ainsi que *in situ* et des différences d'émissivités 19H–37H. Ces statistiques locales ont été calculées sur l'Eurasie à la résolution de $1^\circ \times 1^\circ$ (résolution ISBA).

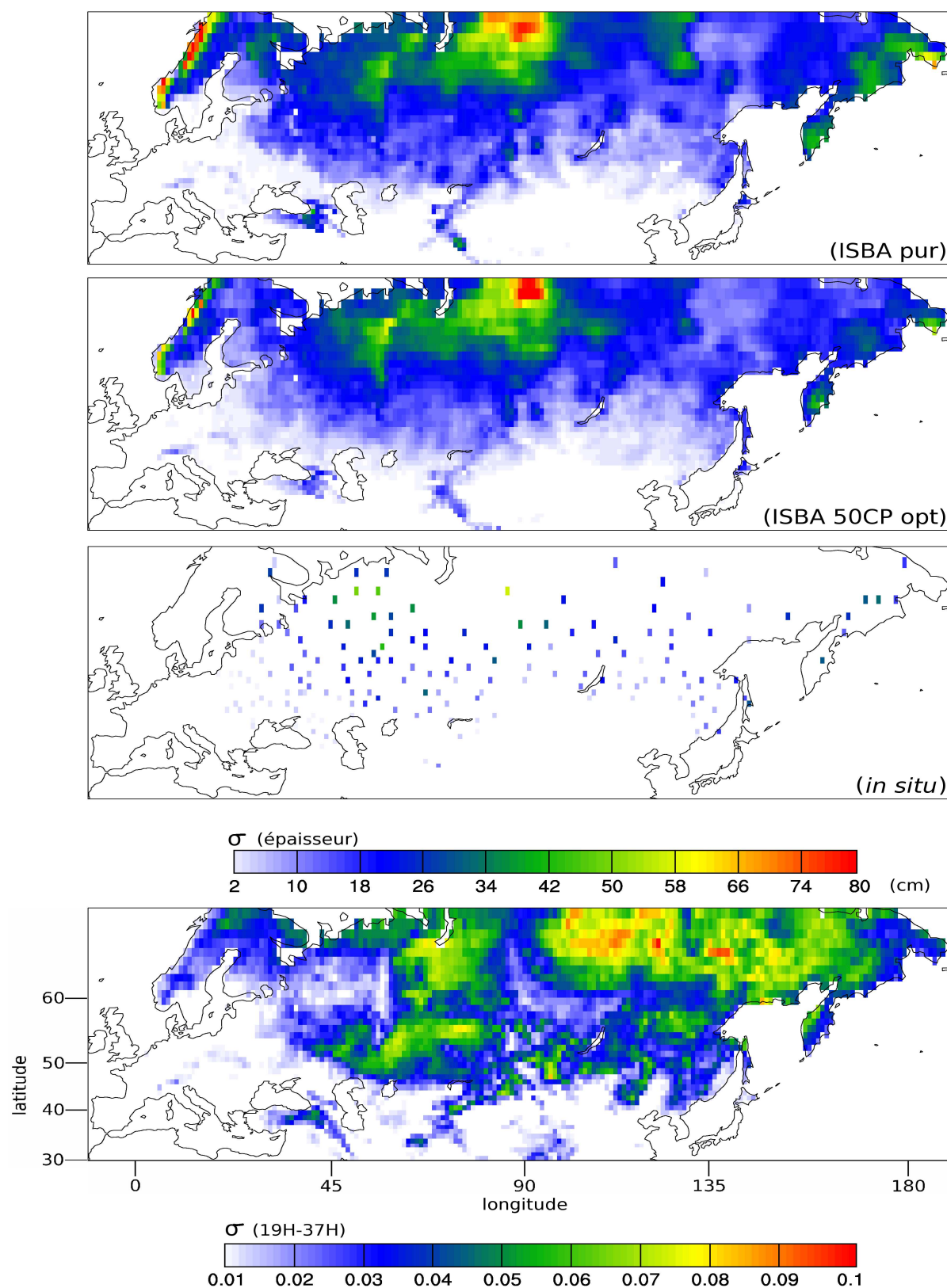


FIG. 5.27: Cartes des statistiques locales d'écart-type des épaisseurs de neige dans la configuration "ISBA pur" (en haut), "ISBA à 50 composantes optimisées" (en dessous) ainsi que *in situ* et des différences d'émissivités 19H-37H. Ces statistiques locales ont été calculées sur l'Eurasie à la résolution de $1^\circ \times 1^\circ$ (résolution ISBA).

5.5 Algorithmes d'inversion

On rappelle au lecteur qu'étant donnée l'importance de l'erreur sur l'estimation des statistiques locales en chaque pixel de l'Amérique du Nord, nous limiterons le développement des algorithmes d'inversion à l'Eurasie.

5.5.1 régression linéaire et multilinéaire

L'inversion des épaisseurs de neige se fait selon une relation linéaire sur des entrées et des sorties centrées et normalisées selon la procédure décrite à la section 5.3. Elle est établie sur l'ensemble de l'hiver.

$$e_i = a \cdot x_i + b_i \quad (5.3)$$

avec

$$x_i = \frac{(\varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H}) - \langle \varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H} \rangle}{\sigma_{(\varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H})}} \cdot \sigma_e$$

et

$$b_i = \langle e_i \rangle$$

où

- e_i est l'épaisseur inversée :
- a , la pente de la régression linéaire,
- $\langle \varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H} \rangle$, la moyenne locale de la différence d'émissivités 19H–37H,
- $\sigma_{(\varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H})}$, l'écart-type associé,
- $\langle e \rangle$, la moyenne locale de l'épaisseur (déduite d'ISBA optimisé),
- σ_e , l'écart-type associé (déduite d'ISBA optimisé).

Les quatre dernières grandeurs sont présentées pour l'hiver 1993 sur les planches graphiques 5.26 et 5.27. Puisqu'elles ont été calculées selon la même méthode, nous ne rentrerons pas à nouveau dans le détail de leur construction. Les cartes des grandeurs employées sont les deuxièmes et quatrièmes de ces planches 5.26 et 5.27.

Pour tester la validité de l'inversion, il convient de procéder selon la même méthode que précédemment, à savoir une base d'apprentissage sur laquelle l'algorithme est ajusté et une base de généralisation sur laquelle ce dernier est évalué. Après différents tests, on choisit de retenir 75% de la population totale des données pour la base d'apprentissage et 25% pour la base de généralisation. Les prédictions issues de l'algorithme appliqué à cette dernière base sont alors comparées aux mesures *in situ* de cette base. Les grandeurs statistiques significatives (corrélations, biais, écart-type et écart quadratique moyen (rms)) caractérisent ainsi la qualité de l'algorithme. Afin de limiter l'influence du choix de la base d'apprentissage, cinq tirages (pseudo-)aléatoires sont effectués et les valeurs médianes des statistiques sont retenues. Celles-ci sont ensuite reportées dans le tableau 5.6.4.

De la même manière, on procède à des expériences de régression multi-linéaire. Au lieu d'avoir une relation mono-linéaire comme 5.3, différents canaux sont pris en compte :

$$e_i = \sum_k a_k \cdot x_{i,k} + b_i$$

Les canaux qui ont été pris sont les émissivités micro-ondes 19H, 37H, 85H, 19H–37H, 37H–85H, la rétro-diffusion σ_{ERS} et la réflectance visible.

Les paramètres a_k sont alors déterminés par optimisation sur la base d'apprentissage.

5.5.2 réseaux de neurones artificiels

Il s'agit, ici, d'avoir recours à des méthodes non-linéaires qui offrent une meilleure fusion des informations (*Aires et al.* (2004)).

Ces techniques ont déjà été utilisées par *Sun et al.* (1997) pour déterminer des paramètres de surface d'un sol enneigé, mais il s'agissait essentiellement d'établir une méthode de classification. Ce qui est recherché ici, c'est la détermination de l'épaisseur de neige à partir des observations satellites.

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est une méthode de régression non-linéaire basée sur un mécanisme d'apprentissage durant lequel la distance, au sens des moindres carrés, entre les valeurs exactes d'une base d'apprentissage en sortie et l'estimation en sortie du RNA qui en est faite, cherche à être minimisée. Une fois cet apprentissage effectué, ce réseau effectue une prédiction en sortie lorsque lui sont présentées des entrées.

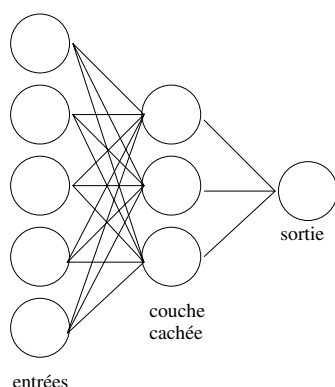


FIG. 5.28: Schéma d'un perceptron multi-couches à trois couches (entrées, couche cachée et sortie).

l'architecture : le *Perceptron Multi-Couches* (PMC, *Aires et al.* (2005)) est, ici, adopté *Rumelhart et al.* (1986). Ce RNA est un modèle non-linéaire. à une entrée X donnée, une sortie Y est associée. Les entrées X sont appelées des prédicateurs, ils représentent toute source d'information pour la prédiction, et la sortie Y représente les variables à prédire. Dans notre cas, X est composé de différentes observations satellites. Dans la suite, le nombre d'entrées variera, selon la disponibilité des observations (la dimension des entrées varie de 1 à 7), et ce afin de tester la contribution de chaque observation satellite. Le jeu de données utilisé lors de l'apprentissage du RNA est composé des observations satellites suivantes : les émissivités micro-ondes à 19 GHz-H, à 37 GHz-H et à 85 GHz-H, des différences 19H–37H et 37H–85 ainsi que des coefficients de rétro-diffusion micro-onde active d'ERS-1 et des réflectances visible pour les entrées et des épaisseurs mesurées *in situ* en Eurasie disponibles pour l'hiver 1992-1993. La prédiction Y est l'estimation de l'épaisseur du manteau neigeux. Ici, ce ne sont pas directement les observations qu'on utilise, mais les observations centrées et normalisées selon la méthode décrite précédemment.

La complexité d'un RNA dépend du nombre d'unités, *i.e.* de neurones, dans la (les) couche(s) située(s) entre les entrées et les sorties (les *couches cachées*). Plus ce nombre est élevé, plus on cherche un comportement complexe, potentiellement non-linéaire entre les entrées et les sorties, ce nombre ne doit pas non plus être trop grand pour limiter les situations de sur-apprentissage (même phénomène que pour la minimisation de la fonction de perte dans la section 5.4.2). Dans ce cas, la base d'apprentissage est apprise "par cœur" au détriment d'un bon comportement en généralisation sur une base non utilisée en apprentissage. Après différentes expériences, c'est une configuration à trente neurones dans la couche cachée qui a été retenue.

l'apprentissage : le RNA est entraîné afin de reproduire le comportement décrit par un échantillon du jeu de données composé d'une entrée X^e et sa sortie associée Y^e , avec $e = 1, \dots, N$

l'indice du numéro d'échantillon dans le jeu de données servant à l'apprentissage. À condition d'avoir un échantillon N suffisamment grand, toute relation continue aussi complexe qu'elle soit peut être représentée par un PMC (*Hornik et al. (1989), Cybenko (1989)*). L'algorithme d'apprentissage visant à minimiser la fonction d'erreur (de coût) $L(w)$, où w est le vecteur des paramètres du RNA (les poids synaptiques), est une descente de gradient. Cet algorithme est efficace ici, car adapté à la structure du RNA qui procède par rétro-propagation de gradient.

Comme cela a déjà été évoqué dans le cadre de la minimisation de la fonction de perte $L(\lambda)$ (section 5.4.2), il est nécessaire d'avoir recours à une base d'apprentissage et à une base de généralisation.

La première sert à entraîner le réseau de neurones et la seconde permet la qualification de ce réseau sur un autre jeu de données.

Afin que le réseau s'entraîne sur des données les plus représentatives possible, il convient de tirer aléatoirement les points intégrés à la base d'apprentissage. Mais, ce faisant cela ne résout pas tout. En effet, il faut que cette base soit suffisamment grande pour vraiment explorer tous les comportements possibles, hors une base est rarement exhaustive.

5.6 Inversion de l'épaisseur de neige par RNA

5.6.1 les bases d'apprentissage et de généralisation

Tout au long des chapitres précédents, les canaux ont montré une sensibilité différente à l'épaisseur de la neige selon les conditions du terrain. Aussi, les canaux qui sont susceptibles de contenir de l'information utile à la prédiction de l'épaisseur par le RNA et qui sont utilisées en entrées X^e sont les émissivités micro-ondes à 19 GHz-H, à 37 GHz-H et à 85 GHz-H, leur différences montrant un potentiel d'inversion, c'est-à-dire 19H-37H et 37H-85H, le signal de rétro-diffusion σ_{ERS} . Les réflectances visibles ayant prouvé qu'elles avaient une certaine sensibilité à l'épaisseur ont également été introduites. Toutefois, celles-ci n'étant pas disponibles en permanence, elles ne pourront pas toujours être exploitées. Ces observations sont centrées-normalisées avant d'entrer dans le RNA, comme le décrit le schéma 5.35 (OSL(c,x,y,t), partie gauche).

En sortie, le RNA utilise les épaisseurs de neige *in situ* centrées-normalisées avec les statistiques locales déduites d'ISBA (ESL(x,y,t), partie droite).

En balayant la gamme des parts utilisées pour l'optimisation, deux phénomènes ont été remarqués. D'abord, comme on pouvait s'y attendre, plus le nombre de mesures *in situ* ayant servi à l'apprentissage est important, plus la restitution sur ce qu'il reste est bonne. Ensuite, intervient le paramètre du choix de la base de généralisation. En effet, si les mesures *in situ* sont distribuées homogènement sur la région concernée, alors une part limitée ($\sim 40\%$) suffit pour constituer une base d'apprentissage efficace, car les différentes spécificités géographiques sont prise en compte. Évidemment, plus cette part est élevée, plus le nombre de spécificités locales intégrées est grand. Néanmoins, il ne faut pas en prendre trop pour que l'inversion se faisant sur la population restante ne soit pas confrontée à des mesures anormales qui peuvent être rencontrées et qui, dans ce cas, dégradent fortement les statistiques de l'inversion. Il faut donc prendre un nombre de points compris entre 20% et 80% de la population totale pour éviter ce problème. L'amélioration progressant en moyenne au fur et à mesure que la part croît, 75% apparaît comme un bon compromis. Dans la suite, on prendra donc pour la base d'apprentissage 75% de la population totale

des points de mesure *in situ* disponible sur l'Eurasie, comme cela est présenté par l'exemple de la figure 5.29. La base de généralisation regroupera les 25% restants.

Par ailleurs le RNA est entraîné sur l'ensemble de l'hiver, *i.e.* sans spécification d'une période particulière. Il pourra donc être exploité directement sans avoir recours à l'information sur le mois.

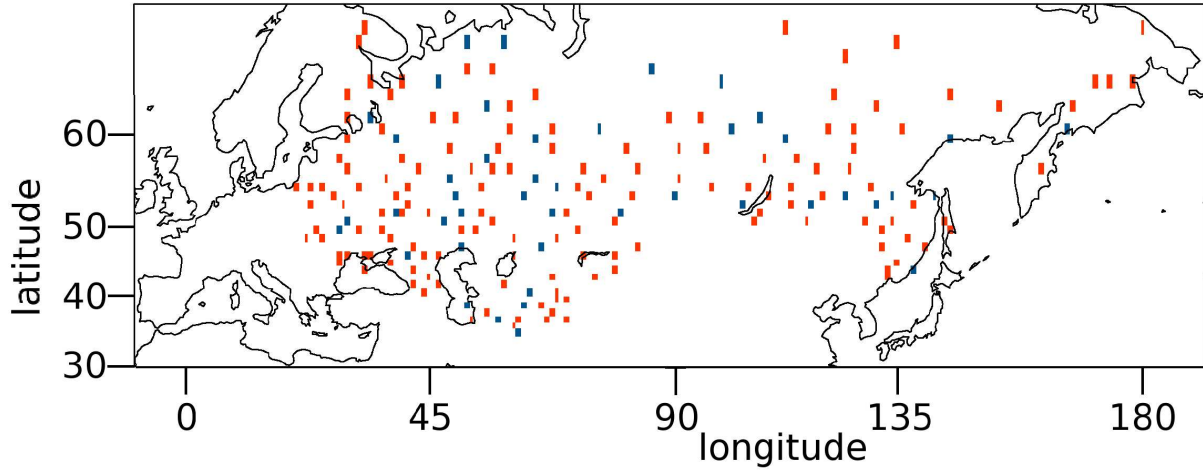


FIG. 5.29: Cartes des points de mesures retenus pour l'ajustement (base d'apprentissage), en rouge, et des points sur lesquelles l'inversion a été comparée aux mesures *in situ* (base de généralisation), en bleu, à l'échelle globale.

5.6.2 l'apprentissage

Compte-tenu du nombre important d'entrées X fournies (7), différents nombres de neurones dans la couche cachée ont été testés. Au final, c'est une configuration à trente neurones qui a été retenue.

Il convient de suivre la phase d'apprentissage du RNA afin d'éviter le phénomène de sur-apprentissage. En effet, l'algorithme d'apprentissage vise à minimiser le $L(w)$ entre les entrées et la sortie de la base d'apprentissage. En contrôlant en parallèle l'erreur quadratique $L(w)$ ⁵ commise sur la base de généralisation, on peut constater qu'au-delà d'un certain nombre d'itérations (~ 50), cette erreur se dégrade bien que ce soit le contraire sur la base d'apprentissage (phénomène de sur-apprentissage). Il est donc nécessaire de terminer la minimisation lorsque l'erreur associée à la base de généralisation ré-augmente comme l'illustre la figure 5.30. La courbe d'apprentissage (en noir) étant régulière, elle indique que la méthode d'apprentissage du RNA fonctionne correctement. Cela signifie que la technique est applicable. Comme on l'a vu précédemment dans la section 5.4.2, dans le cadre de l'optimisation des composantes de l'ACP sur les mesures *in situ*, on emploiera la technique de l'*early stopping*. On avait mis en évidence qu'il était nécessaire de tester l'erreur de généralisation estimée sur une *base de généralisation* indépendante de la base d'apprentissage. La courbe associée à l'erreur sur la base de généralisation (en rouge) montre qu'à la différence du test sur la base d'apprentissage où la courbe est régulière, le comportement est moins stable. En effet, bien qu'au début le test de généralisation

⁵puisque c'est un terme quadratique qui est utilisé pour la minimisation

soit meilleur que celui sur la base d'apprentissage, au-delà d'un certain nombre d'itérations lors de la minimisation de la fonction de perte, le RNA se spécialise sur la base d'apprentissage, ce qui dégrade le test en généralisation : c'est le phénomène de sur-apprentissage, il faut arrêter la minimisation. L'*early stopping* consiste ainsi à interrompre l'apprentissage dès que l'erreur de généralisation estimée commence à croître. Le sur-apprentissage est dû au fait qu'au début de l'apprentissage, le RNA apprend les caractéristiques générales de la base d'apprentissage. Ensuite, l'apprentissage se focalise sur les détails. Ainsi l'*early stopping* permet de faire ressortir ces détails et donc d'éviter le sur-apprentissage (Aires (1999)).

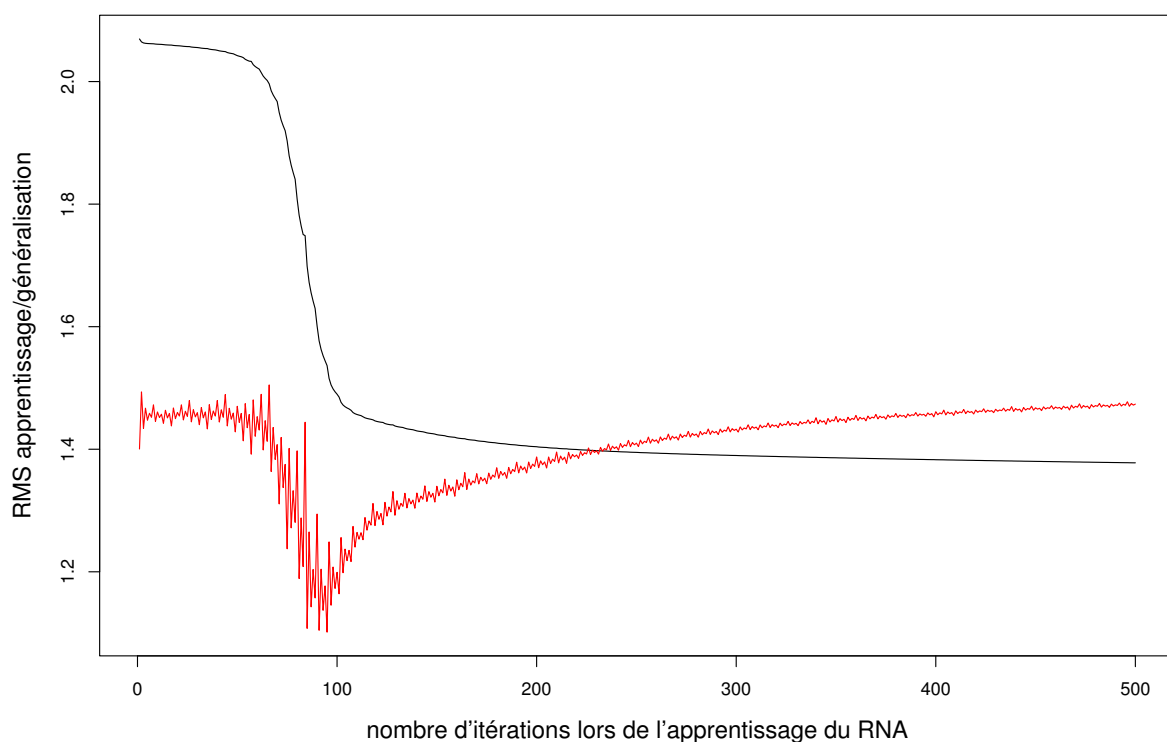


FIG. 5.30: Exemple de sur-apprentissage du RNA sur la base d'apprentissage (en noir) contenant les observations centrées-normalisées, provoquant une dégradation de la rms sur la base de généralisation (en rouge) lorsque le nombre d'itérations est trop grand. Ce phénomène résulte d'un nombre trop limité des points dans les bases d'apprentissage et de généralisation ainsi que d'un nombre de paramètres trop grands dans le RNA.

Avec 190 stations réparties sur l'Eurasie pendant l'hiver 1993, on dispose de 1963 mesures complètes, c'est-à-dire où toutes les informations sont disponibles.

5.6.3 étude du contenu en information des observations satellites

Si une observation satellite contient de l'information sur l'épaisseur de neige, il convient d'examiner individuellement ce que peut prédire chaque canal. Afin de limiter le sur-apprentissage, l'entraînement du RNA a été arrêté lorsque la *rms* sur la base de généralisation ré-augmentait avec les itérations. Ce nombre d'itérations varie entre 10 et 30.

canal	corrélation	biais (cm)	écart-type (cm)	<i>rms</i> (cm)
19-H	0,36	0,4	15,8	15,8
37-H	0,79	1,7	11,3	11,5
85-H	0,82	1,5	11,0	11,1
19H-37H	0,87	0,7	8,8	8,8
37H-85H	0,60	0,9	15,3	15,7
σ_{ERS}	0,78	1,3	11,8	11,9
VIS	0,83	1,6	10,8	10,9

TAB. 5.12: Statistiques des prédictions d'un RNA de topologie 1-30-1, prenant comme unique entrée les canaux centrés-normalisés présentés dans la colonne de gauche.

Le tableau 5.12 présente les statistiques des restitutions d'un RNA à une seule entrée. Cette entrée est tour à tour une des observations centrées-normalisées.

Comme cela est ressorti à plusieurs reprises dans cette étude, c'est la différence 19H-37H qui offre les meilleures restitutions avec la corrélation la plus forte et la *rms* la plus faible. Viennent ensuite les réflectances visibles puis les émissivités à 85 GHz.

Par conséquent, un réseau avec comme seule entrée 19H-37H permet déjà d'atteindre une *rms* de 8,8.

En plus de la non-linéarité, l'autre grand intérêt du RNA est la fusion d'informations. Chaque observation satellite apporte une information qui va être utilisée par le RNA pour la restitution des épaisseurs de neige.

Afin de mettre en évidence l'amélioration obtenue au fur et à mesure de l'incorporation des canaux, le tableau 5.13 présente les quatre estimateurs de la qualité de la restitution.

canal	corrélation	biais (cm)	écart-type (cm)	<i>rms</i> (cm)
19H-37H	0,87	0,7	8,8	8,8
σ_{ERS}	0,89	0,9	8,3	8,3
37-H	0,92	0,6	7,8	7,9
85-H	0,88	0,8	7,8	7,8
VIS	0,89	0,5	7,7	7,7
19-H	0,92	0,4	7,7	7,7
37H-85H	0,93	0,4	7,7	7,7

TAB. 5.13: Évolution des statistiques des prédictions d'un RNA à 30 neurones dans la couche cachée, prenant en entrée les canaux présentés selon l'ordre décroissant de leur contribution.

Pour établir le tableau 5.13, on a commencé en prenant comme première entrée le meilleur canal du tableau 5.12, c'est-à-dire 19H-37H. Dans un premier temps, on l'a couplé avec tour à

tour chaque canal restant, constituant donc en tout six RNA à deux entrées. Le meilleur de ces six canaux ($19H-37H \oplus \sigma_{ERS}$) a été retenu, puis on a réitéré avec les cinq canaux restants. Le tableau 5.13 présente donc l'évolution des statistiques de restitution à mesure que l'on intègre des observations moins pertinentes que la combinaison des précédentes.

Il ressort ainsi que l'ordre des canaux intégrés dans la fusion par le RNA n'est pas la simple transposition des meilleurs canaux établis dans le tableau 5.12. En effet, deux canaux (19H-37H et VIS, par exemple) pris séparément permettent à un RNA à une seule entrée d'avoir un niveau de restitution meilleur que celui obtenu avec les autres canaux, mais si ces deux canaux contiennent de l'information redondante, alors leur fusion aboutira à une restitution moins bonne que celle obtenue avec deux canaux offrant des informations complémentaires. C'est ce qu'il s'observe à travers l'ordre du tableau 5.13.

Après l'intégration des réflectances visibles, le contenu en information des canaux supplémentaires (19-H et 37H-85H) est trop pauvre pour poursuivre la diminution de la *rms*.

Au final, l'incorporation des différents canaux permet ainsi d'augmenter les corrélations et de diminuer les *rms* et les biais par rapport à la configuration à une seule entrée.

5.6.4 qualité de la restitution

les statistiques générales

Le grand tableau 5.14 présente les statistiques servant à l'évaluation de la qualité des différentes méthodes de restitution. La première partie regroupe les restitutions faites à partir d'ISBA et la seconde regroupe celles faites grâce aux satellites. Ces statistiques portent sur les bases de généralisation, c'est-à-dire sur les 25% des points n'ayant pas été utilisés dans les phases de minimisation ou d'apprentissage. Deux lignes horizontales isolent les mois concernés plus particulièrement par l'enneigement : entre octobre et mai.

Une colonne à gauche permet de recadrer le problème en rappelant les valeurs des moyennes et des déviations standards des épaisseurs du manteau en fonction de chaque mois.

De façon générale, plus la méthode est complexe, meilleure est la restitution. Ainsi, comme on retrouve les résultats issus de l'optimisation d'ISBA de la section 5.4.2 : les corrélations avec les mesures *in situ* s'améliorent tandis que les biais et les *rms* se réduisent sensiblement.

De l'autre côté, le passage de la méthode linéaire à la méthode multi-linéaire permet une amélioration générale des statistiques. Toutefois l'augmentation des corrélations et la diminution des *rms* se font au dépens des biais qui deviennent importants (jusqu'à -8,8).

En face, l'amélioration lors du passage d'une méthode non-linéaire avec une seule entrée à une méthode non-linéaire avec plusieurs entrées se vérifie à nouveau. Toutefois, à la différence des méthodes linéaires, les biais restent limités (3,3 dans le pire des cas et 2,3 sur la période réellement concernée par la présence de neige).

Ainsi ici, plus la complexité de la méthode croît (passage du linéaire au réseau de neurones à plusieurs entrées), plus les statistiques de restitution s'améliorent. À partir des différentes valeurs présentées et de cette première conclusion, la *rms* semble être l'estimateur le plus pertinent, ce qui s'explique par le fait qu'il est le critère utilisé dans les méthodes d'optimisations présentées.

En comparant les restitutions d'"ISBA optimisé" à celles du RNA 7→1, on se rend compte qu'entre mai et novembre, les prédictions du modèle sont meilleures que celles faites à partir des observations satellites. Durant les autres mois (plus hivernaux), c'est l'opposé et les deux méthodes sont au pire équivalentes (en janvier). Cette contre-performance du RNA 7→1 face à

”ISBA optimisé” sur les mois faiblement enneigés vient essentiellement du fait que les coefficients $\hat{\lambda}_c$ de ce dernier sont établis pour chaque mois, alors que l’apprentissage du RNA se fait sur une base de donnée annuelle. Aussi, si cette base était plus grande, on pourrait entraîner le RNA sur chacun des mois.

En outre, l’apprentissage en annuel du RNA explique que ce sont surtout les mois où l’épaisseur de neige est importante qui présentent les meilleurs écarts quadratiques moyens (*rms*). En effet, c’est ce critère qui est utilisé et pour le minimiser sur l’année, le réseau se concentre plutôt sur ces mois à fort contenu. Au final, les *rms* sont inférieures à 10 cm tout au long de l’année à la différence de celles obtenues avec le modèle optimisé. Cet entraînement sur l’année au lieu de chaque mois est également à l’origine des biais plus importants, puisque c’est sur l’ensemble de l’année que le biais va chercher à être minimisé. À nouveau le manque de données se fait sentir pour permettre l’apprentissage en mensuel du RNA.

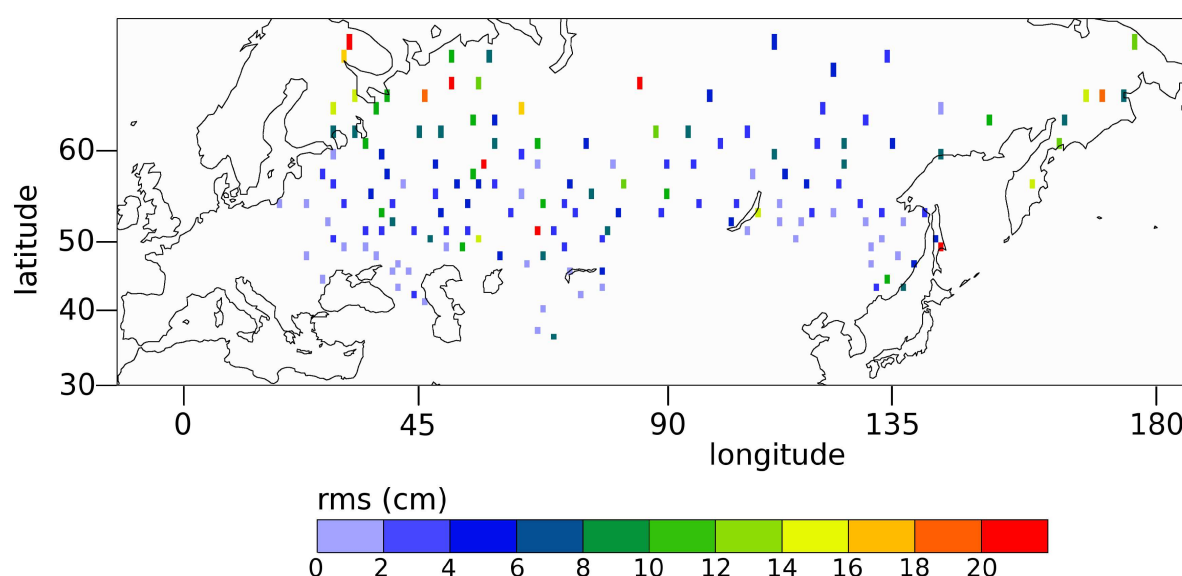


FIG. 5.31: Carte des *rms* entre les épaisseurs reconstruites par le RNA et celles mesurées *in situ*

l’erreur quadratique en chaque station : La figure 5.31 représente la distribution géographique des *rms* entre l’épaisseur inversée par le réseau de neurones détaillé précédemment et, en-dessous, la mesure *in situ* associée.

Il apparaît qu’une partie importante des points offre des *rms* de faibles valeurs : de nombreux points présentent des valeurs inférieures à 6 cm. Toutefois, certains cas problématiques (en rouge) demeurent. Ils sont situés principalement dans les régions où les épaisseurs sont importantes (voisinage maritime). Cela s’interprète donc comme des écarts importants mais rapportés à de fortes valeurs d’épaisseur du manteau.

			restitutions issues d'ISBA								restitutions satellites																
mois	<i>in situ</i>		ISBA				ISBA - 50CPopt				linéaire : 1→1				multi-linéaire : 7→1				RNA : 1→1				RNA : 7→1				
	92/93	$\mu_{ép}$	$\sigma_{ép}$	ρ	b	σ	<i>rms</i>	ρ	b	σ	<i>rms</i>	ρ	b	σ	<i>rms</i>	ρ	b	σ	<i>rms</i>	ρ	b	σ	<i>rms</i>	ρ	b	σ	<i>rms</i>
juil	0,0	0,0		ND	0,0	0,0	0,0	ND	0,0	0,1	0,1	ND	2,0	2,3	3,0	-0,11	3,7	3,8	6,4	0,30	3,3	3,7	4,9	0,06	1,6	3,3	3,7
août	0,0	0,0		ND	0,0	0,0	0,0	ND	0,0	0,1	0,1	ND	2,1	2,6	3,3	-0,09	3,8	4,3	5,7	0,23	3,3	3,7	5,0	0,12	1,9	4,4	4,8
sept	0,0	0,2		0,76	0,0	0,2	0,2	0,59	0,0	0,2	0,2	-0,03	1,0	1,4	1,7	0,08	3,4	3,8	5,1	0,26	2,5	3,5	4,3	0,22	2,1	4,2	4,7
oct	1,9	3,9		0,87	0,0	2,5	2,5	0,89	0,0	1,8	1,8	0,14	0,2	2,5	2,5	0,88	2,3	3,6	4,3	0,84	0,7	2,4	2,5	0,78	1,8	5,1	5,4
nov	9,1	11,7		0,91	1,2	5,6	5,7	0,97	0,0	3,0	3,0	0,77	0,3	7,0	7,0	0,89	3,3	7,3	8,0	0,82	-1,0	6,2	6,3	0,88	0,8	6,2	6,2
déc	15,8	16,1		0,88	2,9	8,6	9,1	0,95	-0,4	5,1	5,1	0,74	0,8	11,3	11,3	0,68	-0,2	5,7	5,7	0,59	-1,7	6,1	6,3	0,86	0,0	3,9	3,9
jan	22,8	21,0		0,86	3,6	11,1	11,7	0,93	0,0	7,8	7,8	0,81	0,8	12,0	12,0	0,94	-1,1	5,8	5,9	0,84	-0,9	9,3	9,3	0,90	1,3	7,9	8,0
fév	28,6	26,7		0,85	2,5	14,5	14,7	0,92	0,0	10,6	10,6	0,85	-1,0	13,7	13,7	0,94	-8,7	9,7	13,0	0,90	-1,9	12,1	12,2	0,93	-1,3	9,7	9,8
mars	26,4	27,7		0,73	-3,2	18,7	19,0	0,91	0,8	11,4	11,4	0,85	-0,7	14,1	14,1	0,97	-8,8	10,4	13,6	0,88	-1,8	13,2	13,3	0,94	-0,5	9,7	9,8
avr	13,6	23,7		0,59	-4,9	19,8	20,4	0,89	1,0	10,8	10,8	0,74	-0,9	14,5	14,5	0,94	-1,9	9,6	9,8	0,87	-1,7	12,3	12,4	0,91	0,8	9,7	9,7
mai	1,9	8,7		0,68	-0,7	6,4	6,4	0,97	0,0	2,3	2,3	0,37	0,8	6,1	6,2	0,80	3,0	5,8	6,5	0,80	1,9	5,3	5,6	0,90	2,3	5,8	6,2
juin	0,0	0,0		ND	0,0	0,0	0,0	ND	0,0	0,4	0,4	ND	0,0	2,2	2,2	-0,11	3,6	4,0	5,4	0,31	3,1	3,6	4,8	0,00	1,7	3,8	4,1

TAB. 5.14: Tableau synthétisant l'ensemble des statistiques d'inversion (ρ : la corrélation, b : le biais, σ : l'écart-type et rms : l'écart quadratique moyen) sur les 25% des points ayant servis à l'évaluation des différentes méthodes de restitution pour l'hiver 1992-1993. La colonne intitulée "in situ" présente les valeurs des moyennes et des écart-type mesurés sur l'ensemble de stations afin d'y confronter les statistiques des différentes méthodes d'inversion. La colonne "ISBA" porte sur les prévisions brutes d'ISBA. La colonne "ISBA - 50CPopt" concerne la configuration à 50 composantes optimisées. Viennent ensuite les méthodes d'inversion proprement dites. D'abord, l'inversion linéaire basée sur la différence 19H-37H, puis multi-linéaire. Enfin, les méthodes basées sur les RNA, avec le 19H-37H utilisé comme seule entrée puis la configuration complète à 7 entrées. Les deux lignes horizontales sont là pour guider le lecteur sur la saison enneigée.

5.6.5 analyse des épaisseurs inversées

séries temporelles

La planche 5.32 présente trois exemples de séries temporelles pour lesquelles l'inversion par RNA 7→1 pose problème.

Le premier montre des signes de sauts brutaux, et qui ne correspondent pas au schéma classique de l'apparition de la neige puis de sa disparition. Bien que les valeurs inversées suivent de part et d'autres les mesures *in situ*, les écarts sont très importants.

Le second est le cas typique d'incompatibilité des séries où les deux courbes n'ont pas grand chose en commun si ce n'est la moyenne. Ce genre de situation se rencontre lorsque l'allure de l'enneigement sort de l'ordinaire (ici, l'accumulation de la neige est continue).

Enfin, le troisième exemple qui présente un déphasage au moment du maximum.

Toutefois, ces trois exemples représentatifs de la limitation de l'inversion, montrent aussi que les valeurs prédites ne sont pas non plus aberrantes par rapport aux mesures *in situ* de chaque station.

La planche 5.33 présente trois exemples de séries temporelles où les restitutions sont en bon accord avec les mesures *in situ*.

Le premier exemple atteste de la capacité de l'algorithme RNA 7→1 à retrouver les situations d'absence de neige.

Le second suit le schéma classique et donc le plus souvent rencontré, c'est pourquoi le RNA arrive à reconstruire aussi efficacement cette série temporelle.

Enfin, le dernier exemple, et le plus convaincant : ici, le RNA a été capable de retrouver en partie les deux bosses présentes dans les mesures *in situ*.

À la vue de ces quelques exemples représentatifs des différentes situations observés sur les 190 stations, on peut affirmer que la qualité de restitution par le RNA est acceptable dans plus de 60% des cas.

Pour le reste, la contrainte statistique est suffisamment forte pour que les prédictions soient aberrantes vis-à-vis des mesures *in situ*. Afin d'éliminer les pixels présentant des comportements anormaux, un système automatique de détection des cas problématiques peut être mis en place : les premières tentatives se sont montrées assez prometteuses. Sinon, afin de résoudre le problème à la source, une méthode prenant mieux en compte ces situations pourrait être développée, mais elle nécessite une base de données plus grande. Une alternative consisterait à prendre en compte la spécificité des mois. En effet, l'apprentissage du RNA présenté s'est porté sur l'année. Puisque ce sont les fortes épaisseurs qui vont conduire la minimisation, tous les mois ne seront pas égaux. À la différence de l'optimisation des cinquante composantes d'ISBA qui se fait en mensuel, l'apprentissage du RNA se fait en annuel, ce dernier est donc "pénalisé". Mais puisqu'au final les statistiques de ces deux méthodes sont proches, la prise en compte du mois devrait permettre au RNA de reprendre l'avantage.

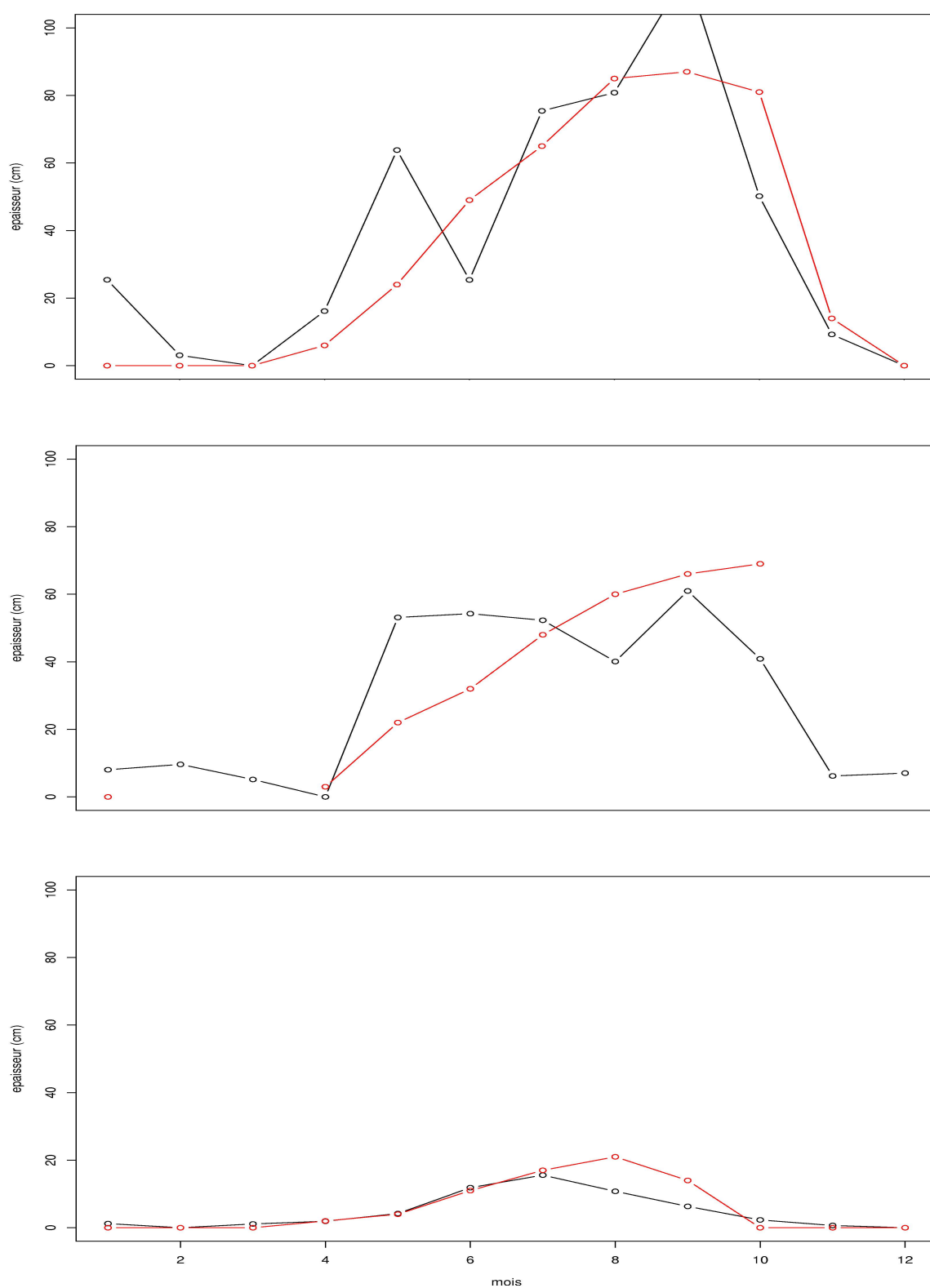


FIG. 5.32: Exemples de séries temporelles en trois points pour lesquels l'inversion par RNA (en noir) n'est pas satisfaisante par rapport aux mesures *in situ* (en rouge). Ces points sont respectivement, de haut en bas, localisés en $(47,5^\circ E : 64,5^\circ N)$, $(32,5^\circ E : 67,5^\circ N)$, $(129,5^\circ E : 52,5^\circ N)$.

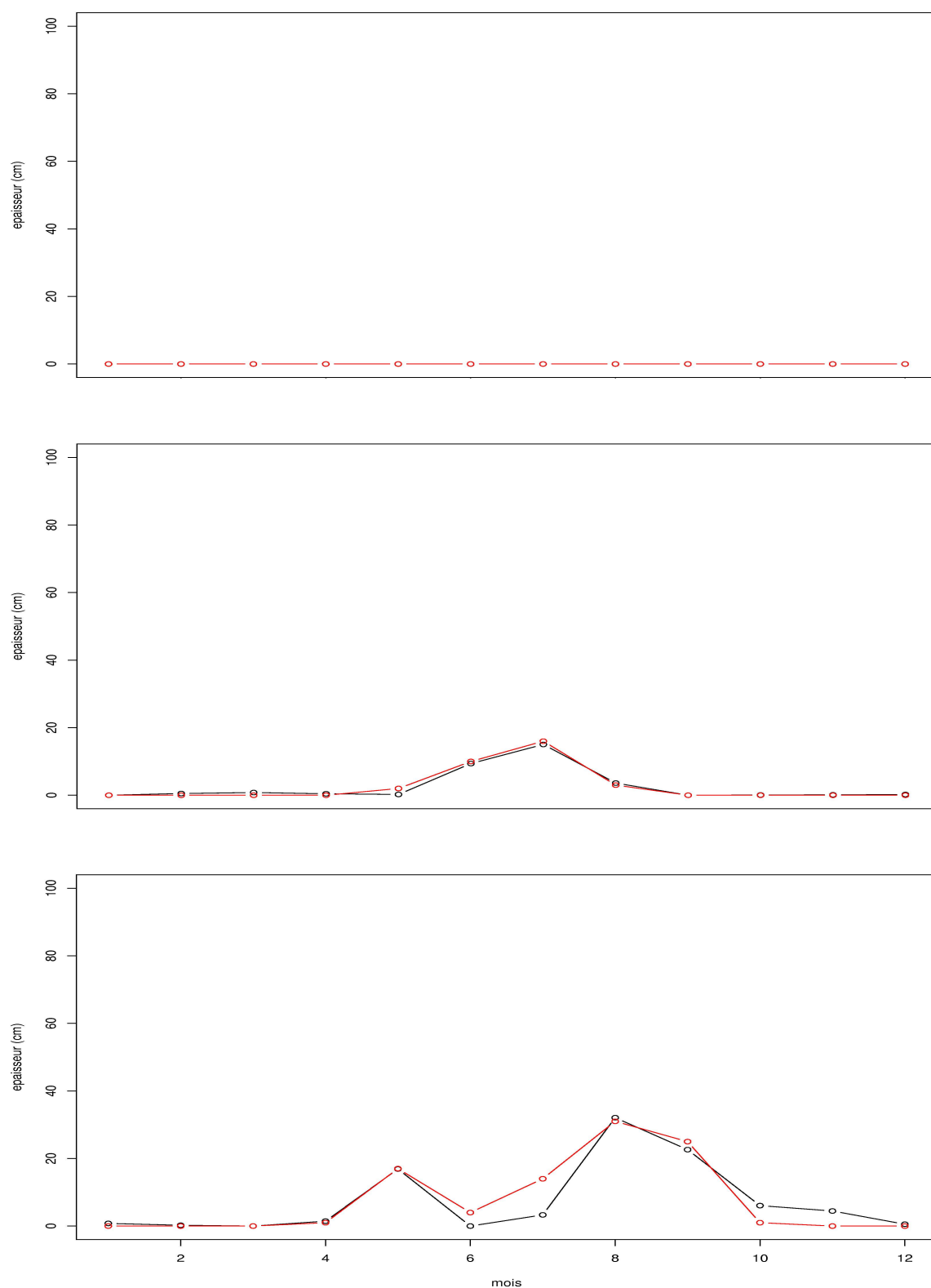


FIG. 5.33: Exemples de séries temporelles en trois points pour lesquels l'inversion par RNA (en noir) est satisfaisante par rapport aux mesures *in situ* (en rouge). Ces points sont respectivement, de haut en bas, localisés en $(53,5^{\circ}E : 40,5^{\circ}N)$, $(45,5^{\circ}E : 43,5^{\circ}N)$, $(30,5^{\circ}E : 61,5^{\circ}N)$.

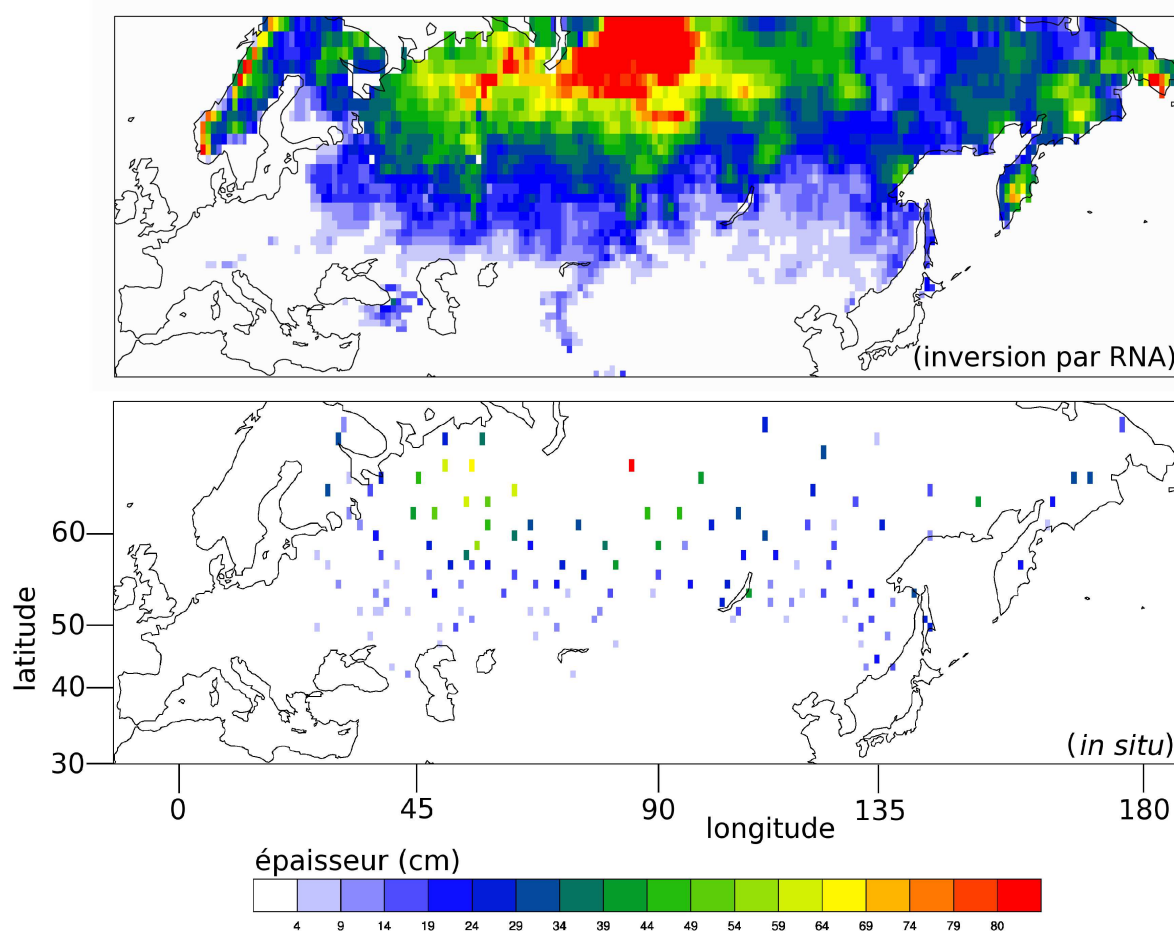


FIG. 5.34: Cartes de l'épaisseur de neige inversée et de l'épaisseur mesurée *in situ* en décembre 1992 sur l'Eurasie. L'inversion est faite à partir de l'ajustement réalisé sur l'ensemble des mesures *in situ*.

cartes de restitution

Les cartes de la figure 5.34 présentent les épaisseurs de neige restituées pour le mois de décembre 1992 et permettent de comparer les épaisseurs inversées à l'échelle du continent eurasiatique aux épaisseurs mesurées dans les stations.

Les allures observables sur les mesures *in situ* se retrouvent dans les restitutions par le réseau de neurones. On retrouve clairement une région de hautes épaisseurs du manteau au voisinage de la longitude 90°E vers 65°N. D'autre part, les épaisseurs de la large bande au sud d'une ligne située à 60°N semblent correspondre fortement à ce qui est relevé sur le terrain.

Toutefois, sur certaines régions, la restitution est dégradée. Par exemple sur le Kamchatka (160°E : 55°N), des épaisseurs inférieures à 30 cm sont attendues alors que les inversions indiquent des valeurs plus proches de 50 cm. Ces écarts importants avaient déjà été mis en évidence sur la figure 5.31 et étaient attribués à la proximité des côtes. Les grandes épaisseurs prédites sur le Kjollen sont-elles un artefact ou bien correspondent-elles à une réalité ? Si l'on s'en réfère aux moyennes prévues par ISBA (fig. 5.26), il semble que de fortes épaisseurs soient attendues sur

cette région. Mais puisque les mesures *in situ* manquent, il est difficile de conclure définitivement.

schéma de l'algorithme d'inversion Un réseau de neurones artificiels entraîné sur les observations centrées-normalisées offre donc un potentiel intéressant quant à l'inversion des épaisseurs de neige.

L'algorithme détaillé est décrit par la figure 5.35. Cet algorithme s'appuie sur trois bases de données : les observations satellites selon chaque canal c ($O(c,x,y,t)$), les mesures *in situ* des épaisseurs de neige ($E(x,y,t)$) et les prévisions du modèle ISBA.

Ces dernières ont été optimisées en les ajustant aux mesures *in situ* et donne la base de données 'ISBA optimisé'. De celle-ci sont déduites les statistiques locales des épaisseurs de neige ($Me(x,y)$ et $De(x,y)$) sur l'ensemble de l'Eurasie. De même, les statistiques locales des observations satellites ($M(c,x,y,t)$ et $D(c,x,y,t)$) sont tirées de ces mêmes observations. Chacune des observations $O(c,x,y,t)$ et épaisseurs $E(x,y,t)$ sont centrées-normalisées à l'aide des statistiques locales respectives en chaque point (x,y) . On obtient alors les données $OSL(c,x,y,t)$ et $ESL(x,y,t)$. Avant d'être utilisées par le RNA, il convient de centrer ces données. On dispose à présent des données $OSLc(c,x,y,t)$ sur l'ensemble de l'Eurasie (représentées par la bandelette verte et rouge placée en dessous) et des données $ESLc(x,y,t)$ sur les pixels en coïncidence (bandelette rouge alignée avec la précédente).

Lors de l'apprentissage, le RNA utilise 75% des deux jeux de données en coïncidence. Ensuite, dans la phase de validation, on donne en entrée du RNA les 25% restant du jeu de données $OSLc(c,x,y,t)$. Les valeurs prédites en sortie du RNA ($ESLcr(x,y,t)$) sont alors décentrées et dé-normalisées pour aboutir aux épaisseurs restituées $Er(x,y,t)$. Enfin, ces dernières sont comparées aux épaisseurs mesurées *in situ* associées.

Finalement, les épaisseurs en chaque point (x,y,t) sont prédites à l'aide des observations satellites $OSLc(c,x,y,t)$ disponibles en chaque point (x,y,t) et du RNA entraîné (phase d'utilisation).

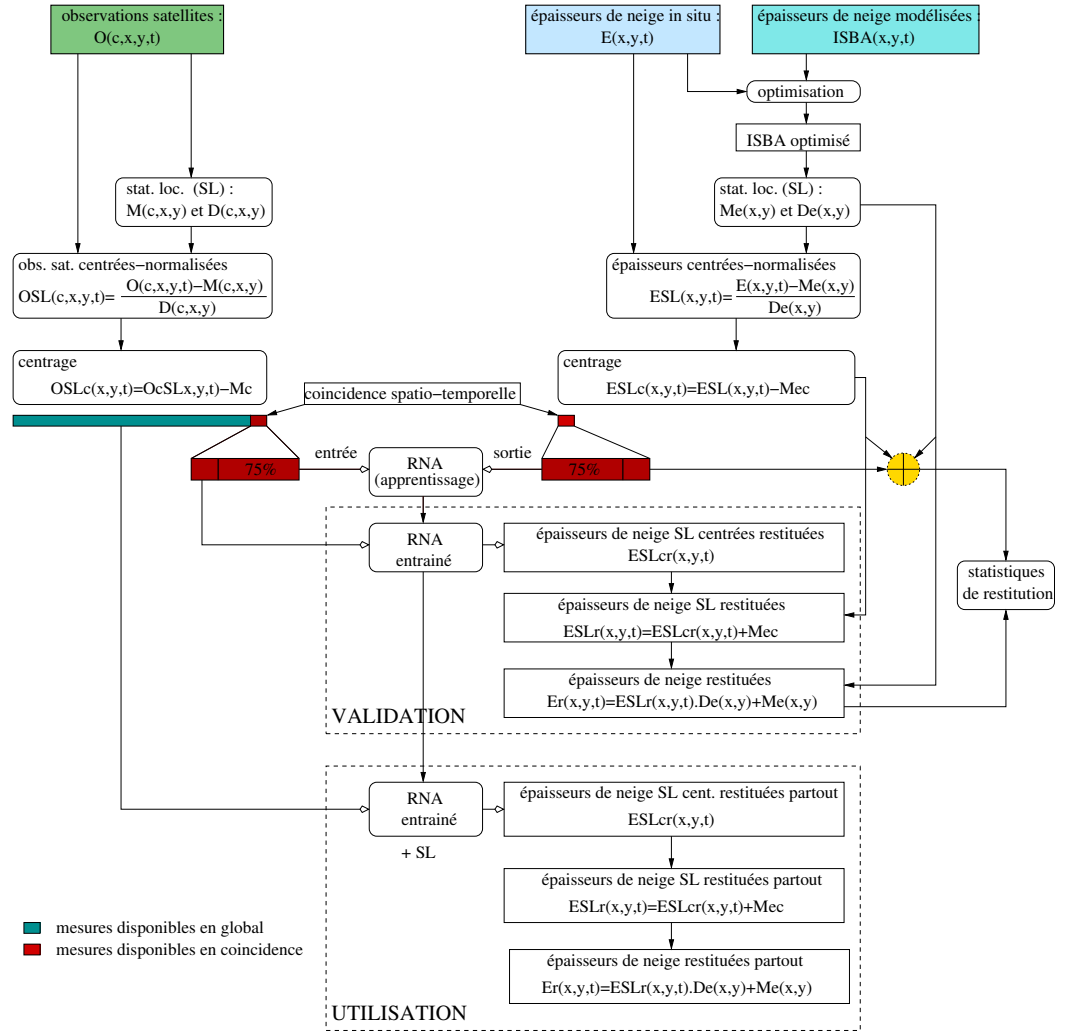


FIG. 5.35: Schéma algorithmique complet de la restitution des épaisseurs de neige à partir des observations satellites centrées-normalisées et des statistiques locales des épaisseurs de neige. Les grandeurs portant sur les épaisseurs commencent par 'E' et celles portant sur les observations satellites par 'O'. 'M' et 'D' identifient les moyennes et les déviations standards associées. Chacune de ces grandeurs est définie en un point de l'espace et du temps ' (x,y,t) ', les observations possèdent en plus une distinction selon le canal 'c'.

À travers ce long chapitre, une étude exhaustive sur l'utilisation à l'échelle globale des observations satellites a été menée, différentes méthodes d'inversion ont été testées de façon approfondie. Il s'avère que l'utilisation d'une seule source de données satellites n'est pas suffisamment riche en information pour tenter une inversion de l'épaisseur de neige, même si ces observations montraient une certaine sensibilité (fig. 5.3). Il est donc nécessaire de **combiner plusieurs observations satellites** pour améliorer cette sensibilité.

Par ailleurs, de nombreux algorithmes d'inversion existent à l'échelle locale (*Chang et al.* (1987), *Josberger and Mognard* (2002)), c'est la pollution introduite par des paramètres extérieurs tels que la végétation ou le relief (tab. 5.2) qui dégrade le passage à l'échelle globale. Afin de limiter cette altération de l'information, il est nécessaire de **supprimer le plus possible cette variabilité locale** en combinant les **observations satellites** avec les **mesures *in situ*** et la **modélisation**.

Le modèle de surface ISBA a donc été utilisé pour déterminer à l'échelle globale les statistiques locales de l'épaisseur de neige. Il a fallu auparavant corriger les prévisions du modèle grâce à une nouvelle méthode de contrainte sur des mesures *in situ*. Cette méthode s'appuie sur une analyse en composantes principales qui permet d'extraire les structures spatiales et temporelles des épaisseurs du manteau neigeux. Les composantes les plus importantes ont alors été ajustées aux données *in situ*. Cette optimisation du modèle ISBA permet de réduire de près de 50% l'erreur quadratique moyenne sur la prédiction de l'épaisseur du manteau (tab. 5.10). À partir de ces prévisions optimisées de modèle de l'épaisseur de neige, des statistiques locales peuvent être estimées, ce qui facilite le paramétrage de l'algorithme de restitution en global. De là, des méthodes d'inversion sont considérées. Au final, comme on pouvait s'y attendre, les réseaux de neurones qui permettent une **meilleure fusion des observations satellites** restituent les épaisseurs de neige avec une qualité comparable à un modèle qui a été optimisé pour être le plus proche possible des mesures *in situ* (tab. 5.14). En effet, dans ces deux cas, les *rms* sont de l'ordre de 10 cm, ce qui est mieux que les valeurs atteintes actuellement par *Kelly et al.* (2003) avec 23 cm.

Bien que ces erreurs de 10 cm ne soient pas négligeables, elles montrent de façon réaliste ce qu'il est possible d'obtenir après avoir exploré de manière systématique le problème de l'inversion de l'épaisseur de neige à travers l'utilisation de plusieurs canaux et de plusieurs méthodes à l'échelle globale. Cette étude très détaillée en ce qui concerne le contenu en information de chaque observation satellite individuelle, mais aussi de leur synergie, montre la **nécessité d'incorporer** également les **sorties de modèles optimisées** et les **données *in situ*** pour prendre en compte de façon optimale la variabilité spatio-temporelle du couvert neigeux de manière à mieux contraindre la restitution. Les difficultés étant mieux comprises, il est maintenant possible d'établir une liste des priorités pour l'amélioration futures des instruments et des techniques de restitution. Ainsi le recours aux réseaux de neurones d'une part et à la différence 19H–37H, à la rétro-diffusion σ_{ERS} , aux réflectances visibles et aux émissivités à 85 GHz – dont le contenu en information s'est montré riche alors qu'il est peu, voire pas, utilisé pour la neige actuellement – sont des atouts essentiels. On remarquera que la technique originale d'interpolation des données *in situ* à l'aide d'un modèle qui vient d'être développée peut s'appliquer à d'autres types de données éparées, tels que le cycle du Carbone, la salinité océanique, *etc.* C'est grâce à la synergie des observations satellites, des mesures *in situ* et des modèles que l'on peut espérer atteindre un niveau de prédictions de bonne qualité.

Enfin, le fait d'avoir une caractérisation de l'épaisseur du manteau par satellite à des niveaux de précisions similaires à ceux des sorties du modèle optimisé, permet de faire de l'assimilation qui prendrait le meilleur de chacune de ces deux sources d'information.

Chapitre 6

Classification de la neige

Sommaire

6.1	Description de l'algorithme de classification : Kohonen	142
6.2	Base de données	143
6.3	Analyse des résultats	145

Face à un phénomène complexe qui est l'objet de campagnes d'observations et de mesures fréquentes, il est souvent utile pour la compréhension de classer celui-ci en sous-catégories permettant ainsi d'extraire les similitudes et les spécificités de chacune d'elles. Cela a longtemps été le seul moyen d'investigation scientifique (botanique, zoologie, chimie, astronomie, *etc.*) avant que les développements théoriques et techniques permettent d'interpréter et de justifier les propriétés intra- et inter-classes.

À ce stade de l'étude, nous avons mis en évidence combien le manteau neigeux à l'échelle globale est un milieu complexe. Il a fallu exploiter la synergie entre les observations satellites, les mesures *in situ* et les prédictions de modèles pour atteindre un niveau de prévision acceptable.

Mais quelques années avant que cette synergie soit exploitable, des classifications de la neige ont été réalisées. On peut ainsi mettre en avant les travaux de l'université de Bern qui ont abouti à une identification de différents types de neige (*Schanda et al.* (1982)). Cette classification en trois types est le fruit de cinq années d'observations. Viennent ensuite les travaux de *Mätzler* (1994), qui pour caractériser différentes configurations de manteau neigeux avec l'instrument PAMIR, identifie sept types de neiges avant d'en observer les signatures.

Ainsi, dans ce qui précède, les études montrent une sensibilité des canaux d'observations aux différentes caractéristiques du manteau neigeux (apparition, épaisseur, métamorphisme, contenu en eau liquide et fonte). Mais l'interférence de ces différents paramètres rend l'analyse linéaire ardue. Des méthodes plus complexes permettent d'obtenir des résultats plus facilement exploitables.

Dans ce chapitre, la classification a deux objectifs. Le premier est de caractériser les différents types de manteaux. En effet, les résultats du Chapitre 4 sont qu'il existe une sensibilité des observations satellites à différents paramètres du manteau neigeux : la végétation présente, le relief sous-jacent et le vieillissement de la neige, principalement. En classifiant les données satellites, on peut espérer faire ressortir des comportements en accord avec ces influences. La variabilité des manteaux neigeux peut donc être approchée à travers la classification des observations satellites. En retour, une fois les comportements propres à chaque classe isolés, l'interprétation des

signatures est plus aisée. Au final, cette distinction de différents types de neige à partir des observations satellites permet d'apprécier l'évolution métamorphique du manteau qui pourra être paramétrisée de façon objective afin d'être reprise dans les modèles de climat.

L'autre objectif de la classification est de permettre l'inversion des variables du manteau neigeux, et surtout de son épaisseur. Ici, cette piste a été défrichée, mais mérite qu'on s'y intéresse à l'avenir. L'idée de base est que si l'on veut déterminer une caractéristique du manteau, par exemple son épaisseur, il faut intégrer des prédicteurs qui n'y soient pas sensibles afin d'avoir une classification uniquement sur les variables annexes. Ainsi, les classes obtenues sont insensibles à ces paramètres annexes et la restitution de la variabilité restante, ce qui serait l'épaisseur de la neige, devient plus aisée. Toutefois, ces prédicteurs sont difficiles à déterminer étant donnée la forte interdépendance des divers paramètres de neige. Une façon de contourner cette difficulté a été exposée au chapitre précédent. En normalisant les données, on peut s'abstraire en partie de ce parasitage du signal. Cela constitue surtout des voies à suivre et ne seront que brièvement abordées ici.

6.1 Description de l'algorithme de classification : Kohonen

Les observations satellites, on l'a vu, sont sensibles aux conditions du terrain enneigé. À partir de ces observations, chaque situation peut ainsi être associée à un *cluster* de neige particulière.

classification supervisée et non-supervisée

Sturm et al. (1995) a proposé une classification des types de neiges selon des critères climatiques. Une base de données utilisant cette classification aurait pu servir de modèle à suivre pour effectuer une classification supervisée¹. Mais la classification de *Sturm et al.* (1995) n'évolue pas temporellement et l'association des observations satellites aux classes de neige ainsi constituées aurait été trop ambiguë. En effet, on a montré dans les chapitres précédents combien ces observations étaient sensibles à l'évolution du manteau à travers l'hiver, c'est-à-dire au métamorphisme. Néanmoins, la construction d'une base intégrant ce paramètre d'évolution pourrait permettre le développement d'une classification très proche de la physique telle que celle de Sturm.

La classification qui cherche à être créée dans ce chapitre n'utilise pas d'*a priori* sur les différentes situations de neige, il s'agit donc d'une classification non-supervisée.

algorithme d'apprentissage

On part de prototypes tirés aléatoirement $\{P_m; m = 1, \dots, M\}$ dans l'espace des observations satellites (de dimension 6, comme nous le verrons dans la suite).

Durant la phase d'apprentissage, chaque exemple x dans la base de données est présenté à l'algorithme. Le prototype qui est le plus proche² de x est alors mis-à-jour suivant

$$P_m \leftarrow P_m + \rho(x - P_m) \tag{6.1}$$

¹Dans une classification supervisée, l'algorithme de classification a pour but de reproduire et de généraliser une classification déjà existante, les entrées et les sorties étant connues.

²au sens d'une distance à déterminer, souvent Euclidienne

à la manière de l'algorithme classique des nuées dynamiques.

Le taux d'apprentissage ρ détermine la part de la nouvelle donnée x dans la moyenne pondérée de l'équation, et donc détermine également la vitesse de convergence. La convergence est atteinte lorsque les exemples x ne changent plus de prototypes. Une fois l'apprentissage terminé, les prototypes P_m quantifient au mieux l'espace des données (ici de dimension 6). Ainsi chaque prototype est le barycentre d'un nuage de points qu'il représente. La base des prototypes peut donc être utilisée pour décrire synthétiquement la variabilité dans la base de données.

système de voisinage

Ce qui distingue la méthode de Kohonen d'autres méthodes de regroupement par tas (dans la suite et conformément à l'usage, on emploiera le terme *cluster*) est le système de voisinage qui assure une structure cohérente et facilite l'interprétation des *clusters*. Sans ces liens, les *clusters* ne seraient plus ordonnés et la classification deviendrait plus disparate. Dans la pratique, la mise à jour des prototypes de l'équation 6.1 est appliquée sur le prototype le plus proche, mais également sur les prototypes voisins de ce dernier. Dans le cadre de cette étude, plutôt

que de choisir un ordonnancement sur une grille à deux dimensions comme c'est souvent le cas pour l'algorithme de Kohonen – on parle alors de carte topologique –, on préfère une structure à une dimension. Les prototypes décrivent alors un indice sur l'espace des observations. Ainsi, le voisinage du *cluster* n se limite aux *clusters* $n-1$ et $n+1$ pour $2 \leq n \leq C$, au *cluster* 1 et au *cluster* $C-1$ pour le *cluster* C . C est le nombre de *clusters*.

Les tentatives de classification sans lien ont été réalisées et ont présentées des classifications proches de celles obtenues en imposant le lien, l'ordonnancement en moins. Les liens sont donc maintenus.

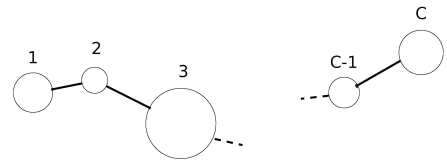


FIG. 6.1: Utilisation des liens entre les *clusters* pour lisser le passage d'une *cluster* à l'autre.

le nombre de *clusters*

Il constitue l'aspect délicat d'une classification. Trop de *clusters* induit des difficultés d'interprétation des caractéristiques de chacun de ces *clusters*. Trop peu et la variabilité interne aux *clusters* est trop grande pour pouvoir déduire ce que représentent les prototypes. Les fonctions de pertinence qui sont susceptibles de déterminer le nombre idéal de *cluster* dépendent des variances inter-*clusters* et intra-*cluster*. Il existe toute une zoologie de ces fonctions de pertinence, mais aucune ne s'est imposée. En réalité, ce nombre est fixé par l'application de la classification et le jugement avisé de celui qui connaît bien la base de données à classer.

6.2 Base de données

C'est la base de données qui constitue le point essentiel lorsque l'on fait une classification non-supervisée. Dépendamment de ce qu'elle contient, les résultats peuvent être très différents. Une attention toute particulière sur le choix des observations entrant en jeu doit donc être portée lors

canal	écart-type	abondance
19 H	0,0540	5
37 H	0,0736	5
85 H	0,0833	5
19H-37H	0,0467	5
37H-85H	0,0522	5
σ_{ERS}	1,89	3

TAB. 6.1: Les canaux retenus pour la classification avec les facteurs de normalisation. Le premier, l'écart-type, calculé sur l'ensemble des données. Le second, l'abondance, trois canaux micro-ondes indépendants, donc un poids équivalent pour la rétro-diffusion, qui apparaissent cinq fois.

de sa constitution.

le choix des canaux et les pondérations

Le but étant de regrouper les zones géographiques présentant des comportements proches vis-à-vis des observations satellites à différentes longueur d'onde. Les seules sources d'informations sont donc satellitaires et aucune donnée au sol n'est incluse.

Les conclusions des chapitres précédents sont l'existence d'une sensibilité des micro-ondes passives à l'évolution du manteau, une sensibilité des micro-ondes actives à l'apparition et à la fonte de la neige. Par ailleurs, une sensibilité des réflectances au dépôt d'aérosol et au métamorphisme a été mise en évidence. Mais cette variable n'étant pas disponible lors de la nuit hivernale, elle n'a pas été intégrée. Toutefois, la forte anti-corrélation entre les réflectances visibles et les émissivités à 85 GHz permet, en partie, de contourner cette limitation. Pour ces raisons, ce sont les canaux des émissivités à 19 GHz-H, 37 GHz-H, 85 GHz-H, 19H-37H, 37H-85H, les coefficients de rétro-diffusion σ_{ERS} et des réflectances visibles qui sont retenus. Les classifications ont ainsi été faites avec les moyennes mensuelles des observations satellites à la résolution spatiale de 773 km².

Les valeurs numériques de ces différents canaux n'étant pas des mêmes ordres de grandeur, pour supprimer ce biais, il faut normaliser les observations en divisant par leur écart-type respectif.

Enfin, étant donné que le canal de rétro-diffusion (σ_{ERS} , BS) est seul face aux canaux millimétriques et que ces derniers peuvent être fortement corrélés (fig. 4.8), il faut diviser par le coefficient d'abondance approprié. Si tel n'était pas le cas, la rétro-diffusion qui est de deux ordres de grandeur supérieurs piloterait presque exclusivement les résultats de la classification. Et réciproquement, les canaux millimétriques passifs étant plus nombreux, cinq contre un pour la rétrodiffusion, pourraient diriger aussi les sorties. Il convient donc de normaliser les observations satellites pour que chacune des sources ait la même importance pour cette classification non-supervisée.

l'indicateur de neige

La base de données utilisée pour la classification doit être constituée de situations enneigées. Pour définir le cas si tel est le cas pour un mois donné, on a recours à la portion de cellule

recouverte par la neige fournie par la NOAA. Différents seuils ont été testés ($\geq 0,75$; $\geq 0,90$ et $1,00$) pour obtenir différentes tailles de population utilisée dans la classification. Plus le seuil est bas, plus il y a de situations intégrés dans la base. Mais les zones frontalières de l'enneigement ainsi que les mois de transition présentent alors des comportements dus à des valeurs très différentes de celles présentes dans le reste de la base de données, qui peuvent perturber la classification. La décision de ne retenir que les pixels avec un indice NOAA égal à 1 a été prise. Comme constaté auparavant cet indicateur de présence de neige est très fiable (fig. 3.9).

Sur les 168 652 cellules conduisant à 2 023 824 points en intégrant la dimension temporelle, seuls 218 585 points ont été retenus parce qu'ils ont un indice NOAA de neige de 1 et qu'ils n'étaient pas des points de côtes.

Enfin, puisque les réflectances ne sont pas disponibles lors de la nuit hivernale, elles ont été reconstituées à partir des caractéristiques des *clusters* obtenues en dehors de cette limitation.

6.3 Analyse des résultats

Les classifications de la neige se basant sur les observations micro-ondes passives ont déjà été développées avec les températures de brillances de SSM/I jusqu'à 37 GHz, en utilisant des méthodes linéaires (*Neale et al.* (1990)) ou non-linéaires (*Sun et al.* (1997)). Les résultats d'une classification ne sont pas directement transposables en grandeurs physiques quantifiables, mais ils peuvent conduire à des informations qualitatives sur les propriétés de la neige. Des informations supplémentaires qui ne peuvent être mesurées directement par les satellites, sont alors accessibles à partir de ces propriétés. Les classifications sont des méthodes de synthèse par compression de l'information : chacun des *clusters* de neige résume ainsi un ensemble de caractéristiques du manteau. Cela peut alors fournir des pistes pour les modèles de climat et d'hydrologie, en associant chaque *cluster* à des propriétés spécifiques de la neige qui peuvent aider à la paramétrisation de ces modèles.

Comme cela a déjà été évoqué, une classification des manteaux neigeux constitue une première étape en vue de développements théoriques puis algorithmiques destinés à la neige. La classification regroupe alors les pixels selon des signatures satellites similaires, c'est-à-dire avec une variabilité limitée, et de là, un algorithme propre à chaque *cluster* est développé, comme cela, par ailleurs, a déjà été suggéré par *Kelly and Chang* (2003).

La méthode topologique de Kohonen (*Kohonen* (1982)), appelée aussi méthode topologique d'auto-organisation, ont déjà été employés à l'analyse de jeux de données satellites pour l'humidité des sols (*Prigent et al.* (2001)).

La convergence est obtenue après 10 itérations seulement. La distance utilisée est la valeur absolue des différences plutôt que la distance Euclidienne avec la renormalisation selon chaque dimension telle que décrite dans la section précédente.

La classification est établie autour de huit *clusters* peuplés comme le montre le tableau 6.2.

<i>cluster</i>	1	2	3	4	5	6	7	8
population (en %)	21,2	11,4	11,4	11,7	11,4	10,3	7,6	15,0

TAB. 6.2: Répartition de la population des points dans les huit *clusters*.

l'interprétation de la classification

La fonction particulière de cet algorithme de classification est le lien de voisinage imposé aux *clusters*. Ainsi, quand la convergence est atteinte, les prototypes correspondant aux *clusters* proches ont aussi une position proche dans l'espace des données. Cette information additionnelle aide alors à l'interprétation des *clusters*. En utilisant cette classification de Kohonen, pour chaque mois et pour chaque cellule de la grille spatiale, un *cluster* de neige est associé aux observations satellites. La technique de classification synthétise toutes les observations en vue d'une analyse des variations d'un canal en fonction des autres pour aboutir aux relations entre les observations. Le nombre de *clusters* est choisi de façon à ce que l'information fournisse une discrimination statistique entre chaque *cluster*, limitant ainsi les ambiguïtés entre ces *clusters*.

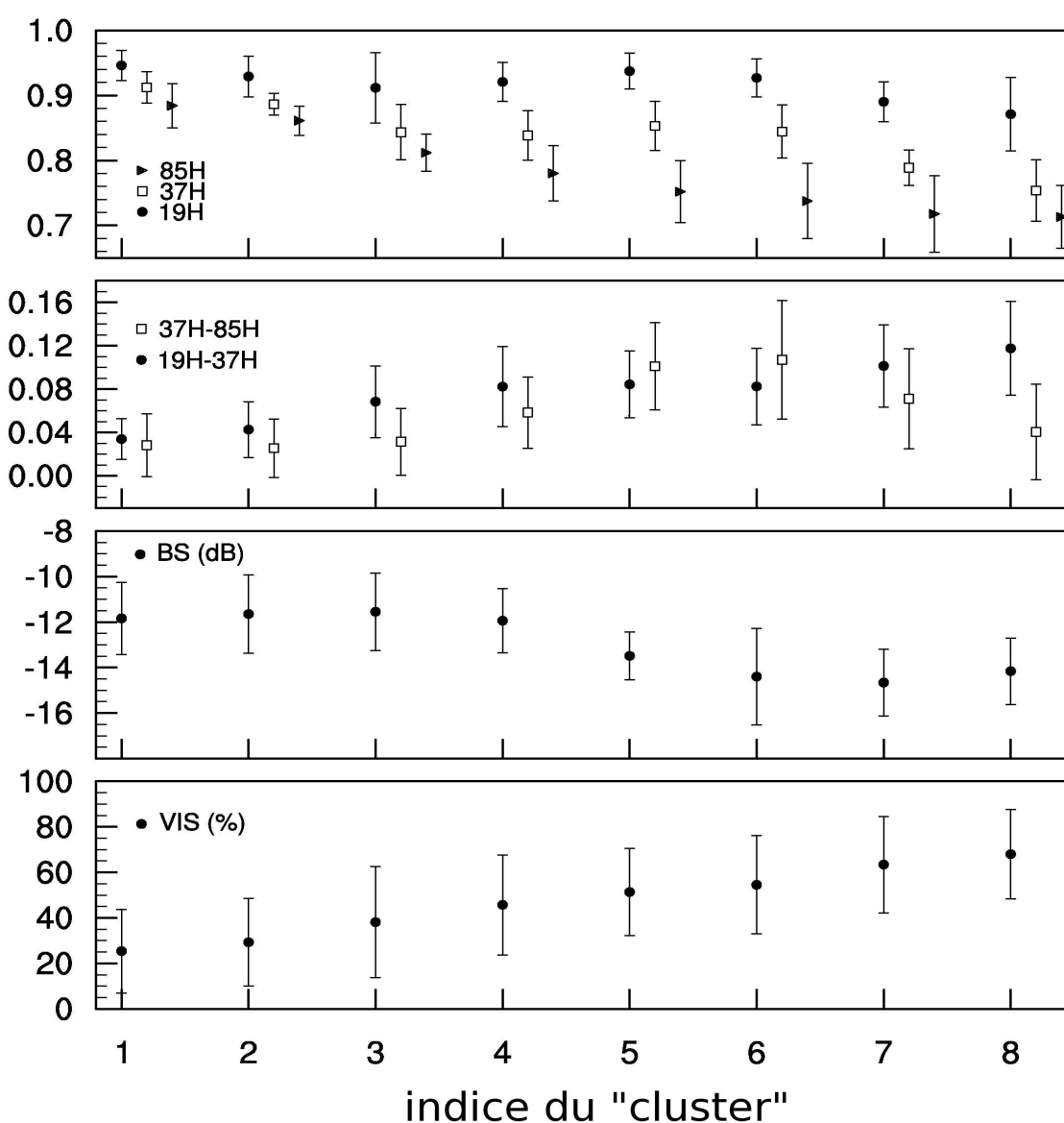


FIG. 6.2: Les positions des centres des *clusters* dans les six canaux de la classification, accompagnés des dispersions autour de ces centres pour chaque *cluster*.

Les premières informations qui ressortent de la classification sont les prototypes extraits. Ce sont les positions dans l'espace des observations des centres des groupes. La figure 6.2 représente ces positions accompagnées des écart-type dans chaque *cluster* autour de ces valeurs centrales. Les écart-type des réflectances visibles de chaque *cluster* sont importants, comme on peut s'y attendre, puisque ce canal n'a pas été utilisé ici. L'ordonnancement des *clusters* selon une certaine évolution temporelle du manteau a été facilitée par un choix approprié des prototypes initiaux.

Pour trois mois de l'hiver -novembre 1992, janvier et mars 1993- et pour chaque pixel entièrement couvert de neige, les trois cartes du haut de la planche 6.3 montrent les résultats de la classification. La carte du haut représente en chaque pixel le *cluster* de neige le plus souvent présente au cours de la saison. Les cartes en-dessous sont celles de la classification de la neige par *Sturm et al.* (1995) et de la classification de la neige par *Matthews* (1983).

Du *cluster* 1 au *cluster* 8, il y a une augmentation franche de la contribution de la diffusion, particulièrement à 37 GHz et à 85 GHz. Cela est à attribuer à l'augmentation de la taille des grains dans le manteau : sur la figure 6.2 du haut, les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz diminuent entre les *clusters* 1 et 8. Les derniers *clusters* (6 à 8), sont marquées par une saturation de la baisse des émissivités à 85 GHz tandis que celles à 37 GHz continuent à baisser. Cela est aussi observé pour la différence 37H–85H (figure du centre) qui après une hausse, due à une forte diffusion à 85 GHz, diminuent avec la saturation des émissivités à 85 GHz et la baisse de celles à 37 GHz précédemment évoquée. L'anti-corrélation entre les réflectances visibles (figure du bas) et les émissivités à 85 GHz déjà évoquée, est à nouveau mise en évidence. Par ailleurs, la rétro-diffusion σ_{ERS} diminue entre le *cluster* 1 et le *cluster* 8, indiquant une diminution du relief. L'analyse qui suit tend à montrer que cette succession des *clusters* est reliée à l'âge de la neige et au relief.

Entre le début de l'hiver et la fin, il y a une tendance claire à l'augmentation de la population des derniers *clusters*. Sur la figure 6.3, en début de saison, les *clusters* 1 à 5 dominant mais cèdent progressivement la place aux *clusters* supérieurs.

Ainsi, le ***cluster* 1** rassemble plutôt les observations du début de la saison neigeuse. Les émissivités aux trois fréquences sont proches de celles de la végétation. Les émissivités à 85 GHz dont la sensibilité a été mise en évidence précédemment, ne réagissent pas à la présence de neige. La différence d'émissivités 19H–37H est alors proche de 0, en accord avec la relation de Chang (*Chang et al.* (1987)). Par ailleurs les réflectances visibles caractéristiques de ce *cluster* sont basses, confirmant ainsi la présence de végétation. C'est donc le *cluster* qui regroupe les observations sur un manteau mince (quelques centimètres) en présence de végétation. Cela se confirme sur les cartes de la figure 6.3 où le ***cluster* 1** (en violet) marque surtout le mois de novembre 1992 sur les forêts d'arbres à feuillage persistant (d'après la classification de la végétation de Matthews). Quelques régions, comme le nord et le nord-est des Grands Lacs et l'Oural qui sont couvertes de forêts persistantes, appartiennent à ce *cluster* tout au long de l'hiver. Il s'agit donc d'un *cluster* qui se retrouve principalement dans les régions dominées par les forêts denses. On remarquera également que les massifs montagneux tels que l'Oural et l'ouest des Rocheuses appartiennent tout au long de l'hiver à ce *cluster* : cela est donc cohérent avec les valeurs des rétro-diffusions σ_{ERS} associées.

Les ***clusters* 2, 3 et 4** montrent le décrochage des émissivités à 85 GHz et dans une moindre mesure de celles à 37 GHz. Ce sont donc des *clusters* qui regroupent les pixels avec le manteau à différentes étapes de son épaissement. La relation de Chang confirme cette tendance avec une hausse de la différence 19H–37H. La différence 37H–85H dont la possibilité d'estimation de

l'épaisseur de la neige s'est avérée plus haut dans cette étude, augmente aussi mais de manière plus ample. La hausse des réflectances prouve encore l'augmentation de l'épaisseur. En effet, même en présence de végétation, la neige est de plus en plus abondante pour imposer son albédo entre les *clusters* 2 et 4. Le *cluster* 2 est présente assez régulièrement au cours de la saison. Il est proche du *cluster* 1 est surtout localisée en bordure des régions de *cluster* 1. Il constitue ainsi plutôt un *cluster* de transition vers le *cluster* 3 avec une densité de végétation intermédiaire vers des régions de bois, voire de toundra, du *cluster* 3.

Le ***cluster* 3** suit le front de neige : en novembre, elle est localisée aux hautes latitudes et descend vers le sud les mois suivants, avant de disparaître. Ce *cluster* concerne un type de neiges plus sèches marquées par une diffusion significative à 37 GHz et à 85 GHz, c'est-à-dire une neige sèche à grains assez gros, ainsi que par des réflectances visibles plus élevées. Par exemple, en Russie, la vallée de la rivière Ieniseï ($\sim 90^\circ\text{E}$) appartient à ce *cluster* tout l'hiver.

Le ***cluster* 4** qui regroupe les observations aux réflectances élevées donc une couverture neigeuse importante, a un comportement temporel en latitude semblable, mais concerne les manteaux plus épais sur des régions peu forestières.

Les *clusters* suivants concernent plutôt la fin de l'hiver. Le ***cluster* 5** s'interprète comme un *cluster* de transition avec la période où le métamorphisme est très important. Il est particulièrement présent en milieu d'hiver et disparaît presque entièrement au début du printemps. On remarque que ce *cluster* coïncide avec un croisement entre les différences d'émissivités 19H–37H et 37H–85H (fig. 6.2). Dans ce *cluster*, la diffusion du rayonnement à 37 GHz sur les particules de neige dans le manteau est suffisante pour que les émissivités à cette fréquence s'approchent de celles à 85 GHz. D'après Aoki *et al.* (2003), les mécanismes de métamorphisme provoquent une baisse légère des réflectances qui se retrouve ici. Ce cinquième *cluster* est aussi un *cluster* de transition du point de vue du relief. En effet, les *clusters* précédents regroupent les points en régions montagneuses, tandis que ceux qui suivent rassemblent plutôt les régions de plaines (nord-est de la mer d'Aral et ouest de la baie d'Hudson).

Le ***cluster* 6** succède en généralisant le rôle du métamorphisme avec une baisse de toutes les émissivités. Ce *cluster* est très présent dans la seconde partie de l'hiver (février et au-delà). Compte-tenu des valeurs élevées des réflectances, elle se situe sur des zones de végétation assez peu dense à cette saison (V4 et V7, selon la classification réduite de Matthews) et présentant des épisodes de rechutes neigeuses favorisées avec une remontée des températures vers 0°C .

Enfin, les ***clusters* 7 et 8** sont marqués par des émissivités micro-ondes particulièrement basses, y compris à 19 GHz. Ce sont des *clusters* peu présents en début d'hiver, pour lesquels les émissivités à 37 GHz et à 85 GHz sont du même ordre : la différence 37H–85H y est donc faible. Les émissivités à 19 GHz y sont également très faibles révélant la présence de gros grains et de neige humide. En outre, ces trois derniers *clusters* regroupent les points localisés dans des zones où le relief est peu marqué, confirmant la cohérence de la classification avec les valeurs de rétro-diffusion σ_{ERS} faibles associées à ces *clusters*.

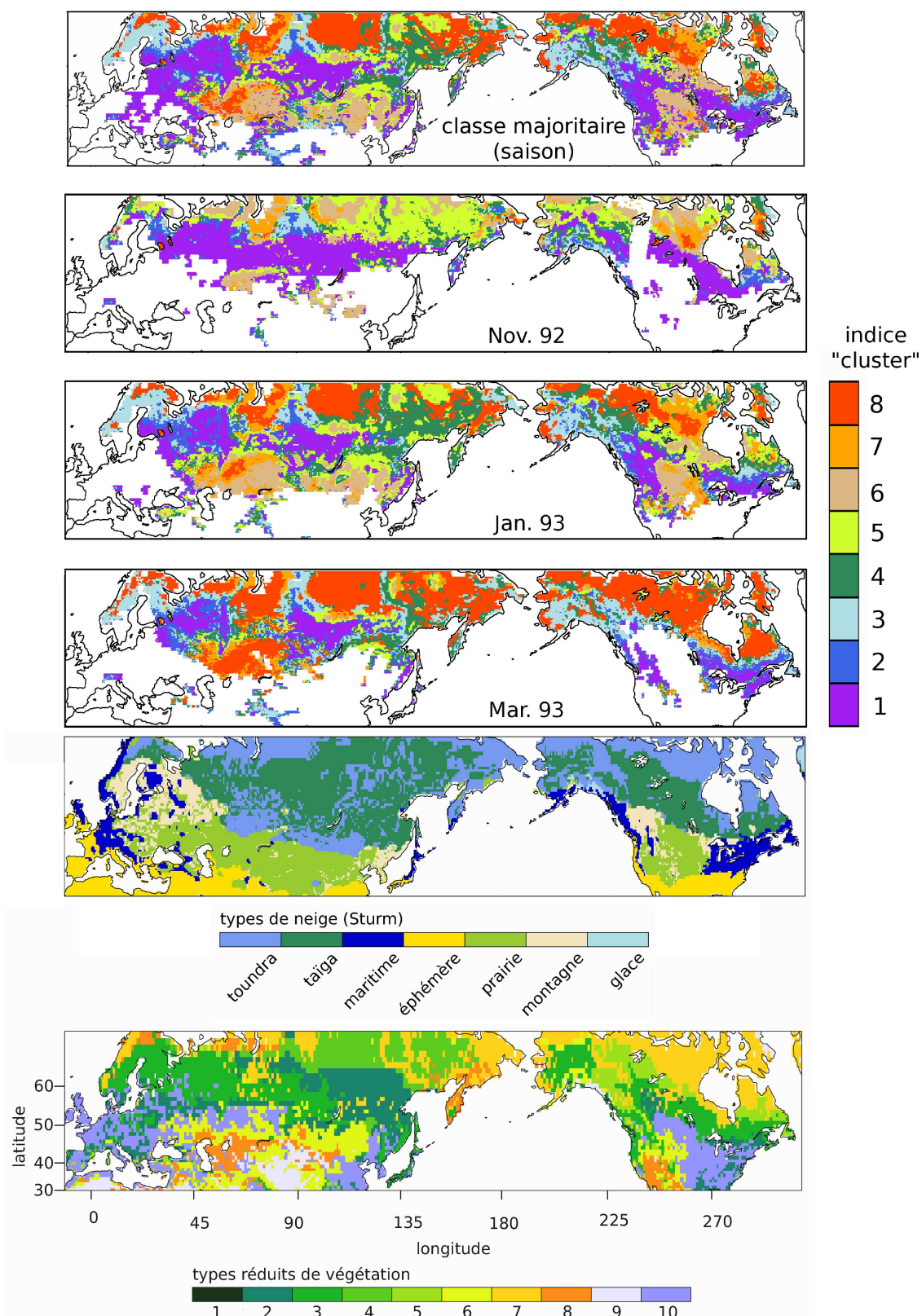


FIG. 6.3: Les cartes des 8 clusters dominants sur l'ensemble de la saison en chaque pixel (en haut), puis successivement ceux en novembre 92, janvier 93 et mars 93. En dessous, les classifications fixes de neige d'après Sturm et de la végétation réduite à 10 classes d'après Matthews.

La classification fournie donc une interprétation cohérente des observations satellites selon les différents comportements climatiques régionaux.

Comment cette classification dérivée des observations satellites se compare aux classifications statiques de la neige de *Sturm et al.* (1995) et de la végétation de *Matthews* (1983) ?

les liens avec les classifications existantes

Sturm propose une classification des neiges obtenues d'après la stratigraphie observée et le climat (*Sturm et al.* (1995)). Existe-t-il une transposition directe de sa classification avec celle que l'on vient d'obtenir ?

Pour les classes les plus représentatifs de Sturm, la figure 6.4 donne le pourcentage de chaque *cluster* déduite de la classification réalisée pour les mois de novembre 1992, janvier et mars 1993, accompagné du pourcentage cumulé sur tout l'hiver (colonne de gauche). Une présentation semblable est faite pour la figure 6.5 concernant la classification de la végétation de Matthews.

Comme cela a déjà été décrit, pour les classes de neige de TOUNDRA, de TAÏGA et de PRAIRIE, d'après *Sturm et al.* (1995), la proportion des *clusters* supérieurs, issues de la classification dérivée des observations satellites, augmente avec l'âge de la neige. Cela montre clairement que pour une classe donnée de la classification de Sturm, les paramètres qui influencent les émissivités micro-ondes évoluent significativement. En effet, dépendamment de l'application que l'on fait de la classification de la neige, l'utilisation d'une classification basée sur les observations satellites qui décrit l'évolution de la neige à travers l'hiver devrait être plus adéquat.

Les types de neiges TOUNDRA et TAÏGA qui sont majoritaires, n'ont pas de projection pure dans l'espace de Sturm, mais montrent un glissement des premiers *clusters* vers les *clusters* de fonte à cours de la saison. Ce comportement est en accord avec la description temporelle de la classification obtenue. On remarquera qu'il existe une cohérence importante entre les classifications de Sturm et de Matthews concernant la définition de la classe de TOUNDRA (V7 selon Matthews). En effet, la classification non-supervisée qui vient d'être faite, atteste d'un comportement proches des pixels appartenant à ce type de végétation.

La distinction entre ces deux types de neige est une part plus importante du *cluster 2* dans la TAÏGA, c'est-à-dire des réflectances plus faibles à cause des arbres.

Le type PRAIRIE offre un comportement similaire, mais étant localisé à des latitudes plus basses et possédant un manteau plus mince, le métamorphisme d'origine thermique n'a pas partout le temps d'intervenir que la neige a déjà fondue. Aussi en fin d'hiver, les points appartenant à ce type sont un mélange de zones où la neige est encore présente mais plus suffisamment pour couvrir la végétation (réflectances faibles du *cluster 2*), de zones où le métamorphisme est violent (les *clusters 7* et *8* représentent le tiers) et de zones où le manteau est encore faiblement concerné par le métamorphisme. Les régions de végétation peu denses appartiennent ainsi plutôt au *cluster 8* en fin de saison.

Le type MONTAGNE montre une certaine stabilité de ses composantes à travers l'hiver avec domination des *clusters 1* et *2*. Enfin, le type MARITIME peut se concevoir comme le type MONTAGNE avec en plus une forte influence du *cluster 8*, associée au métamorphisme. Cela correspond effectivement à sa localisation géographique. Toutefois, les différences d'émissivités 19H–37H sur ces deux derniers types sont comprises entre 0,02 et 0,07.

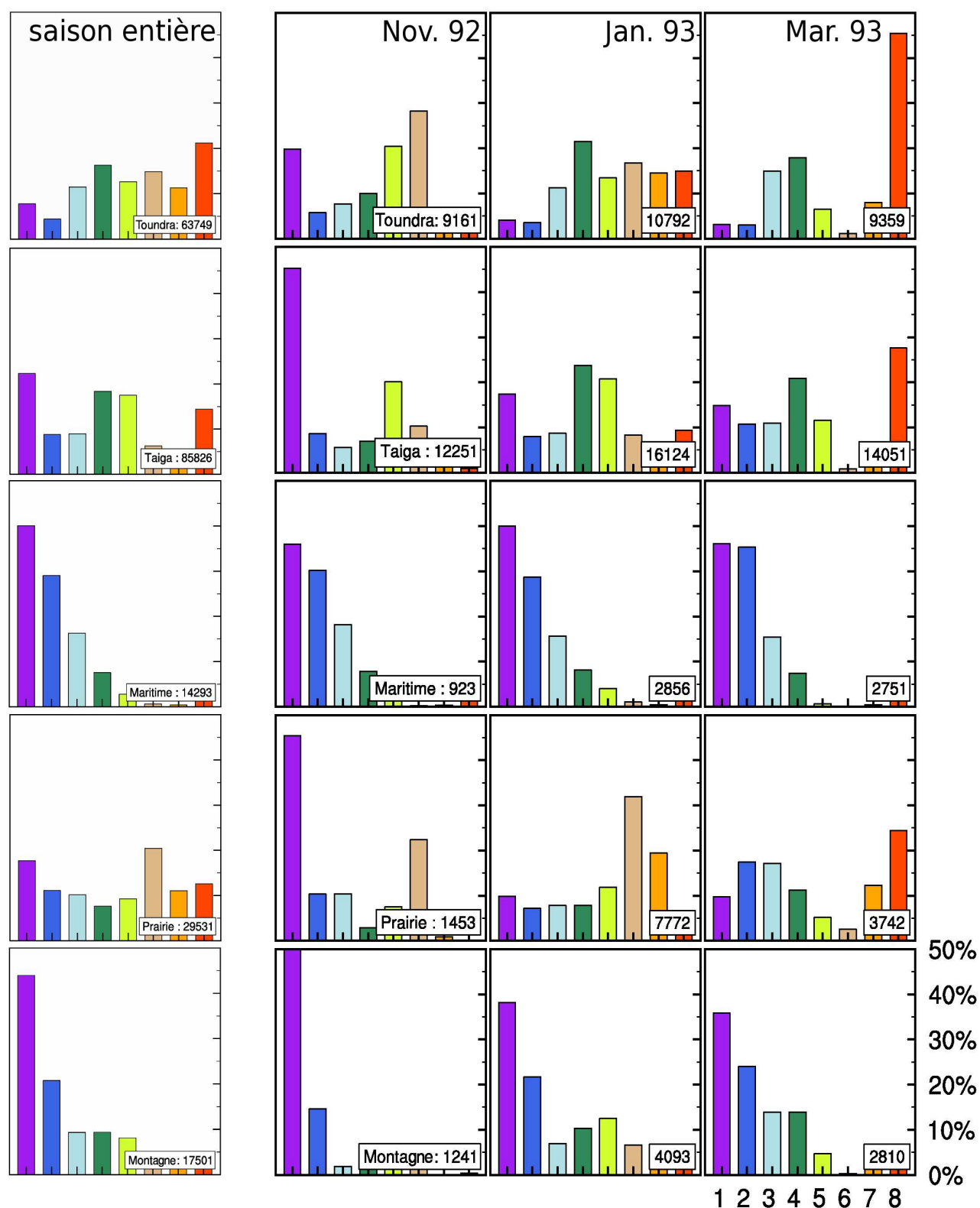


FIG. 6.4: La distribution des clusters dans la classification de Sturm sur l'ensemble de la saison (à gauche), puis au cours des mois de novembre 92, janvier 93 et mars 93. La population de chaque type est indiquée dans l'encadré. Les types hors-norme ÉPHÉMÈRE et GLACE ne sont pas pris en compte.

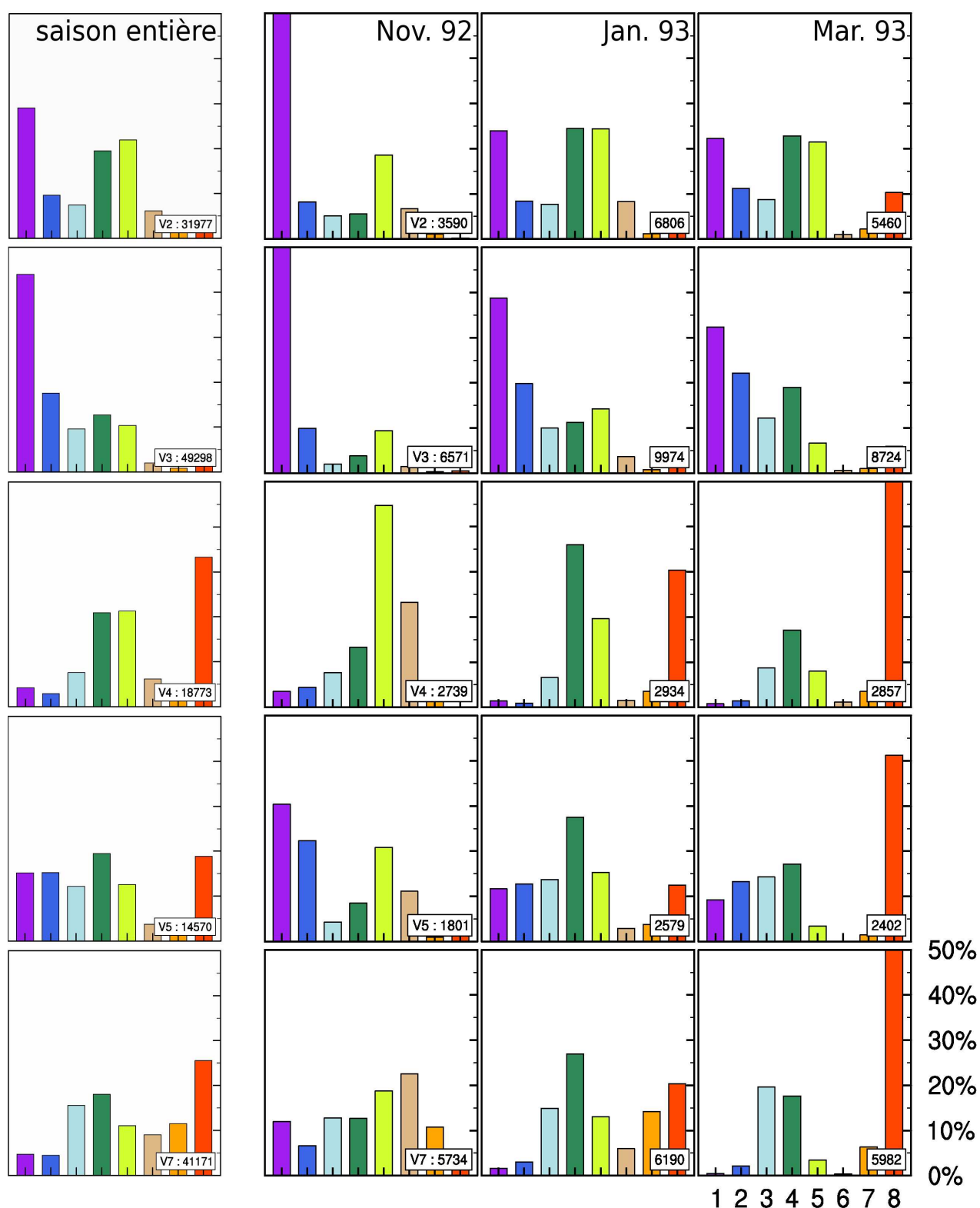


FIG. 6.5: La distribution des clusters dans la classification de la végétation de Matthews réduite à 10 classes sur l'ensemble de la saison (à gauche), puis au cours des mois de novembre 92, janvier 93 et mars 93. La population de chaque type est indiquée dans l'encadré. On rappelle que V2 : forêts de caducs, V3 : forêts de conifères, V4 : bois de caducs, V5 : bois de conifères et V7 : toundra.

Dans une première approximation, d'après *Chang et al.* (1987)

$$e \sim 1,6 \cdot T(\varepsilon_{19H} - \varepsilon_{37H})$$

avec $T = T_{max} = 273$ K, $e \leq 30$ cm. Ce qui est en désaccord avec les mesures de la classification de Sturm plutôt de l'ordre de 150 cm à 200 cm. Cela confirme la limitation de la relation de Chang aux plaines.

On notera aussi les brusques transitions dans la classification basée sur les observations satellites qui n'apparaît pas dans celle de Sturm. Ainsi, par exemple, pendant la majeure partie de l'hiver, les signatures satellites sont significativement différentes entre l'est et l'ouest de la rivière Léna (120°E, en Russie) : cette transition, bien qu'absente dans la classification de Sturm, correspond certainement à un changement réel dans les propriétés de la neige.

La classification se projette donc élégamment sur celles établies par *Sturm et al.* (1995) et *Matthews* (1983), mais y apporte la notion d'évolution temporelle des manteaux neigeux.

La classification basée sur les observations satellites qui vient d'être présentée, résume la variabilité spatiale et temporelle du manteau neigeux durant l'hiver. C'est une méthode synthétique pour obtenir l'information sur la neige qui n'est pas directement mesurable et qui n'est pas non plus capturée par les classifications statiques de la neige. Cette information peut trouver son application dans les activités de modélisation. Ainsi, *Sud and Mocko* (1999) attribuent le retard à la fonte dans les modèles à l'approximation faite sur le vieillissement de la neige par la diffusion thermique et par l'albédo : le recours à une classification basée sur les observations satellites devrait rendre cela possible sur chaque région couverte de neige pour donner une indication sur l'âge de la neige.

la faisabilité d'une inversion directe ?

Les corrélations entre l'épaisseur et les données satellites obtenues précédemment en contraignant les points selon leur type de neige dans la classification de Sturm ne laissaient pas apparaître de lien clair. Maintenant que la classification apporte les avantages de la non-supervision, *i.e.* en se construisant directement à partir des données, et de l'évolution, donc du métamorphisme, y'a-t-il une hausse des corrélations ?

<i>cluster</i>	19H–37H	37H–85H	σ_{ERS}
1	0,43		
2			
3			0,26
4			
5	0,31	-0,36	
6	0,35		
7			
8		-0,39	0,30

TAB. 6.3: Les corrélations en mensuel entre les mesures *in situ* et les trois estimateurs les plus performants. Elles sont calculées avec un minimum de 50 points. Les valeurs très faibles (inférieures à 0,25) n'y figurent pas.

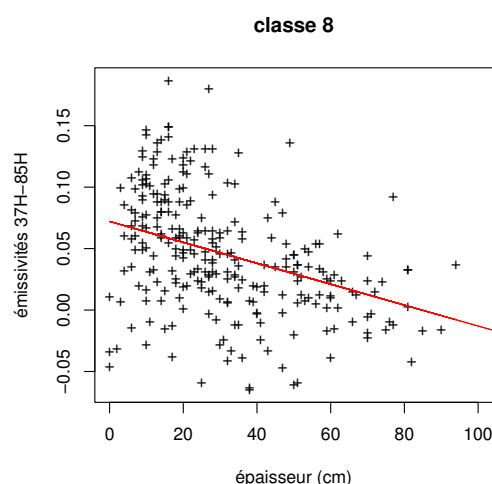


FIG. 6.6: La comparaison entre les épaisseurs de neige et les différences d'émissivités 37H–85H pour les points du classe 8.

ne contiendraient pas d'information *a posteriori* sur l'épaisseur. Par conséquent, afin d'obtenir une interprétation physique intéressante des *clusters*, il faut faire des concessions sur la qualité de l'inversion.

Ainsi les aptitudes de ces deux différences d'émissivités à tracer l'épaisseur sur deux périodes différentes de l'hiver s'observe à nouveau mais de manière plus sensibles grâce à la classification³.

La figure 6.7 présente l'inversion des épaisseurs de neige pour les trois *clusters* présentant les meilleures corrélations avec la différence d'émissivités 19H–37H (tab. 6.3). Un algorithme propre à chaque *cluster* basé sur la différence 19H–37H en cherchant les coefficients d'ajustement de la relation linéaire : $SD = a_0 + a_1 \cdot (e_{19H} - e_{37H})$, spécifiquement à chaque *cluster*.

Après inversion, la corrélation entre les épaisseurs reconstruites et les épaisseurs mesurées *in situ* est de -0,13. Une procédure similaire porte sur la différence 37H–85H et dans ce cas la corrélation

³La méthode classique de Kohonen utilise une grille de prototypes à 2D. Cette disposition en carte de Kohonen permet d'extraire deux axes de variabilité qui pourraient être liés, par exemple, à la végétation et au relief.

Puisque la méthode de Kohonen s'applique à une grille disposée sur un plan, des tentatives de classifications à deux dimensions ont été faites. Mais cela implique beaucoup plus de *clusters*. Le nombre total C a été fixé à 6×6 avec les canaux définis plus haut (19H, 37H, 85H et BS) avec en plus 19V–H pour tenter de mettre en évidence une influence des différences de polarisation.

La classification à deux dimensions permet-elle de faire ressortir d'autres structures de dépendance entre les *clusters* ?

Les graphes des canaux 19V–H, 37H et 85V montrent une variabilité de comportement à laquelle la 2D n'apporte rien. Par contre, des pôles apparaissent pour les émissivités 19H et la rétrodiffusion. Maintenant, en prenant pour chacun de ces *clusters* le type majoritaire de végétation (selon Matthews) et de neige (selon Sturm), et en comparant les distributions l'une après l'autre avec la classification 2D obtenue, l'adéquation est globalement faible. Toutefois, celle-ci atteint 84% avec 19V–H, -77% avec 19H et -68% avec 37H lorsqu'on compare la classification avec celle de Matthews (Matthews (1983)). Cela confirme l'influence importante de la végétation dans la conduite de la classification.

Ainsi l'utilisation de deux dimensions lors d'une classification présente l'avantage de qualifier l'interdépendance des *clusters*, mais rend leur interprétation physique plus ardue. On choisit donc d'utiliser des prototypes organisés selon des indices à 1D.

Le tableau 6.3 montre une légère amélioration pour certains *clusters* par rapport aux valeurs obtenues avec les observations brutes ou même en spécifiant la période, la densité de la végétation ou encore la topographie (tab. 5.2). La différence d'émissivités 19H–37H est un meilleur estimateur de l'épaisseur au début de l'hiver en plaine (*cluster 1*) tandis que la différence 37H–85H prend la relève à la fin de l'hiver (*clusters 5 et 6*). La relative faiblesse des corrélations sur l'épaisseur de neige, vient aussi de l'inclusion, dans la classification, d'observations reliées à l'épaisseur (principalement la différence d'émissivités 19H–37H). Aussi, la classification génère des *clusters* contenant une information sur l'épaisseur de neige. Les corrélations à l'intérieur de ces *clusters* entre les canaux et les épaisseurs relevées sont, par conséquent, faibles.

Toutefois, les canaux sont tous plus ou moins sensibles à l'épaisseur du manteau. Il est donc impossible de produire une classification dont les *clusters*

vaut 0,35. Une amélioration par rapport à -0,13, mais la dispersion du nuage de points se dégrade.

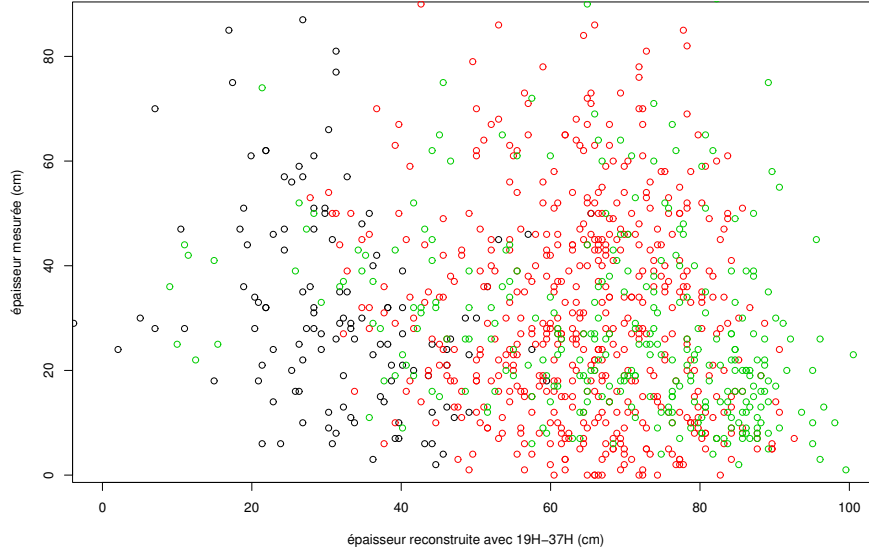


FIG. 6.7: Inversion des épaisseurs de neige à partir de la différence 19H-37H pour les *clusters* 1 (noir), 5 (rouge) et 6 (vert).

Une méthode de classification des différentes observations satellites à l'échelle globale vient d'être présentée. Elle permet une synthèse des diverses informations contenues dans les données satellites. Comme cela a été montré dans le Chapitre 5, l'information sur le manteau neigeux est cachée dans les observations satellites. Cette méthode extrait une part importante de l'information de la complexité des signatures, en utilisant différentes longueurs d'onde pour aider à **décorrélérer les différentes sources de variabilités** présentées au Chapitre 4.

La classification a mis en évidence des structures communes et des comportements spécifiques dans ces différentes données satellites qui ont ainsi été regroupées en huit *clusters*. Ceux-ci montrent des répartitions géographiques au cours de l'hiver cohérentes avec ce qui est attendu des émissivités micro-ondes, conformément à ce qui a été établi avec les simulations du Chapitre 1.

Une amélioration des corrélations entre les observations et les mesures *in situ* apparaît avec la classification non-supervisée établie, cette amélioration est clairement insuffisante en regard des résultats établis dans la dernière partie du Chapitre 5 pour envisager une inversion satisfaisante.

Néanmoins, la classification qui vient d'être faite permet une **interprétation physique cohérente** des processus intervenant dans le manteau neigeux tout au long de l'hiver en faisant apparaître le rôle important de la végétation dans les signatures observationnelles. C'est donc une classification nouvelle, sans *a priori* qui est proposée ici. Celle-ci intègre les phénomènes de **métamorphisme** qui n'étaient pas pris en compte dans la classification de *Sturm et al.* (1995). La sensibilité des émissivités à 85 GHz aux faibles épaisseurs rencontrées surtout en début de saison et au métamorphisme est à nouveau vérifiée. Ce canal d'observation confirme donc son potentiel et son contenu en information sur le manteau neigeux.

Conclusion

Ces travaux ont été l'occasion d'une **analyse systématique et objective à l'échelle globale sur tout l'hiver** des liens entre les caractéristiques du **manteau neigeux** et les **observations satellites passives et actives du visible au millimétrique**. Jusqu'à présent, de nombreux algorithmes d'inversion de l'épaisseur de neige à partir d'un seul type de données satellites ont été développés mais dans des domaines géographiques limités.

Ainsi après cette étude du comportement du manteau neigeux à l'échelle globale selon la longueur d'onde observée, il apparaît clairement que l'utilisation d'un seul domaine du spectre électromagnétique ne permet pas d'obtenir des informations fiables à des échelles plus grandes que celles d'une région. En effet, une sensibilité du rayonnement visible, infrarouge, micro-onde passif et actif au contenu en eau liquide, à l'épaisseur, à la taille des grains et à l'âge de la neige a été mise en évidence. Toutefois, ces différentes caractéristiques du manteau neigeux interfèrent entre-elles. Les simulations avec un modèle de transfert radiatif faites au Chapitre 1 ont permis de mieux interpréter les signatures observées en micro-ondes. Ainsi, l'épaisseur du manteau et la taille des grains provoquent toutes les deux des phénomènes de diffusion des micro-ondes passives. Par ailleurs, un fort contenu en eau provoque une absorption de ce rayonnement. Comment dès lors distinguer une diminution des émissivités par une absorption et par une diffusion ? Et dans ce dernier cas, comment dissocier les influences de l'épaisseur et de la taille des grains ? Le rôle de ces différents paramètres a été étudié et quantifié dans la seconde section du premier chapitre. Mais au-delà, il faut également compter avec la **végétation** et le **relief**. Avec son contenu en eau qui lui confère des propriétés diélectriques particulières et son albédo faible, la végétation a une signature importante et joue un rôle très important comme cela a été expliqué au Chapitre 4. Le relief induit une augmentation des grandeurs micro-ondes passives et actives comme l'ont montré les sections longitudinales de ce chapitre.

Aux caractéristiques intrinsèques du manteau neigeux, telles que l'épaisseur, la taille des grains ou l'humidité volumique, s'ajoutent donc les contributions de la végétation et du relief aux signatures observationnelles.

Dans le cadre de l'hydrologie, c'est le contenu en eau liquide qui importe. En effet, la distribution de la neige, le réservoir que constitue le manteau et l'écoulement des eaux de fonte sont des éléments importants dans l'hydrologie globale. Hélas, la mesure directe de l'équivalent en eau liquide est fastidieuse. Celle-ci est donc rarement disponible. Heureusement, il a été établi au début du Chapitre 5 que cette grandeur pouvait, dans une certaine mesure, être déduite de l'épaisseur du manteau, cette dernière étant beaucoup plus facilement accessible. Au premier ordre, la relation entre l'épaisseur et l'équivalent liquide est linéaire. En regardant de plus près, les effets de la compaction due au vieillissement du manteau apparaissent en provoquant un comportement non-linéaire aux épaisseurs importantes. À la résolution verticale à laquelle se porte cette étude, l'approximation linéaire suffit dans un premier temps.

Les études réalisées précédemment (par exemple, *Chang et al.* (1987), *Mognard and Josberger* (2002)) ont prouvé que l'inversion de l'épaisseur du manteau à partir des micro-onde présente des **résultats convenables, mais dans une région délimitée** précise. Après une étude exhaustive des observations satellites à l'échelle du globe, il s'avère que selon la sélection du terrain (végétation et relief) et la période de l'hiver, ce sont les canaux micro-ondes 19H–37H, 37H–85H de SSM/I ou de rétro-diffusion d'ERS-1 qui fournissent les meilleures capacités d'inversion. Ainsi, en contraignant la zone géographique sur laquelle l'analyse est menée, les relations entre les observations et les mesures *in situ* des épaisseurs du manteau s'améliorent.

Cette étude systématique des différentes observations satellites a donc permis une comparaison objective des potentiels de chaque instrument pour l'analyse d'un paramètre spécifique du manteau neigeux. Il apparaît que les émissivités micro-ondes sont sensibles au métamorphisme de la neige dans le manteau. Les fortes oscillations observées en fin d'hiver sur les valeurs des émissivités permet de suivre les cycles de gel et de dégel, précurseurs de la fonte et du *run off*. Les **émissivités à 85 GHz**, qui sont peu voire pas utilisées jusqu'à présent, **ont montré une sensibilité à la présence de faibles épaisseurs de neige**, donc à l'apparition du manteau en début de saison ainsi qu'**une sensibilité au métamorphisme**. Le potentiel de ce canal est donc sous-exploité dans la plupart des travaux actuels.

La complexité des signatures observationnelles propres au manteau neigeux et l'influence de facteurs tels que la végétation et le relief sur les réponses satellites rendent impératives l'utilisation de différentes longueurs d'ondes pour aider à décorréler les différentes sources de variabilité.

Malgré tout, les différentes observations satellites ne permettent pas de séparer suffisamment ces différentes sources de variabilité rendant l'inversion peu fiable à l'échelle globale, comme le suggéraient par exemple *Foster et al.* (1996) ou *Spies et al.* (1993). Il a donc fallu rendre locale chaque observation faite en global. Elles ont donc été centrées et normalisées avec des **statistiques locales** : μ et σ , respectivement la moyenne et l'écart-type de chacune des observations satellites et mesures *in situ* (Chapitre 5, Section 3).

Les statistiques locales de l'épaisseur de neige n'étant pas disponibles en tout point à la différence de celles associées aux données satellites, il faut interpoler au mieux ces valeurs manquantes. Les méthodes de géostatistique se révélant peu aptes à cette interpolation, on a recours aux prévisions des épaisseurs du manteau par les modèles. Le modèle retenu est formé par le couple ISBA-ARPÈGE, le premier comme modèle de surface et le second comme modèle de circulation générale.

Au lieu d'utiliser directement les sorties du modèle qui présentaient un écart important par rapport aux mesures *in situ* ($rms \sim 20$ cm, en avril 1993), il a été nécessaire de l'améliorer à l'aide de ces mesures *in situ*. Puisque nous cherchions à extraire les tendances régionales assez grossières, mais suffisamment précises pour en déduire ces statistiques locales d'épaisseur de neige en chaque point, un ajustement sur les composantes principales des sorties d'épaisseur de neige d'ISBA a été réalisé (Chapitre 5, Section 4). Cette ACP donne les structures spatiales et temporelles des épaisseurs du manteau neigeux à l'échelle globale sur dix ans. Les mesures *in situ* des épaisseurs de neige ont permis de corriger les prédictions du modèle en les faisant coïncider au mieux avec les valeurs aux points de mesures durant l'hiver 1992-1993. Cette méthode d'ajustement de modèle est plus fine que celle consistant à ajuster directement les prédictions aux mesures *in situ*, car elle permet d'identifier la composante du modèle qui est à reconsidérer. Au final, dans sa version optimisée, le modèle prévoit logiquement des valeurs en meilleur accord avec les mesures *in situ* que dans sa version brute : les écarts quadratiques moyens sont réduits de près de 50% (*cf.* tab. 5.10). C'est là une méthode originale d'interpolation des données *in situ*, donc souvent éparses, qui a été développée en confrontant les prévisions d'un modèle à ces mesures.

Cette méthode est générale et peut être appliquée à d'autres types de données où l'information n'est pas toujours disponible géographiquement ou temporellement (salinité des océans, cycle du Carbone, bilan de masse de l'Antarctique, *etc.*).

Les statistiques locales peuvent, à présent, être déduites en chaque point. Le nombre de composantes utilisées dans cette étude a permis un bon accord sur l'Eurasie, mais la méthode reste applicable à l'Amérique du Nord dans la mesure où les prévisions des épaisseurs par la modélisation est plus en accord avec les mesures *in situ*.

L'inversion à l'échelle de l'Eurasie (Chapitre 5, Section 5) montre qu'une bonne **fusion des données satellites** est impérative pour une restitution optimale. En effet, la régression linéaire entre l'épaisseur centrée-normalisée et la différence 19H–37H centrée-normalisée présente un potentiel important ($rms \sim 10,2$ cm en moyenne sur les mois enneigés) confirmant les travaux de *Chang et al.* (1987) et de ceux y ayant recours, mais n'est pas suffisante pour être une alternative sérieuse à la modélisation optimisée ($rms \sim 6,6$ cm) (*cf.* tab. 5.14). Pour y arriver, il est impératif de combiner différentes observations satellites à travers des **méthodes non-linéaires**, telles que les réseaux de neurones artificiels qui montrent alors une forte capacité d'inversion ($rms \sim 7,4$ cm). C'est donc en employant une méthode qui fusionne l'ensemble des observations satellites, débarrassés en partie de leur variabilité spatiale, et les prévisions de modèle ajustées sur les mesures *in situ* que l'on peut enfin accéder au contenu très limité en information. En adoptant cette stratégie, les résultats de restitution sont comparables à ceux des sorties du modèle que nous avons par ailleurs fortement optimisé sur les mesures *in situ* (fig. 1). Toutefois, l'apprentissage du réseau de neurones a été fait sur l'ensemble de l'année à l'opposé de l'ajustement mensuel du modèle, ce qui induit un biais mensuel qui peut être important (2,3 en mai 1993). Néanmoins, cela sous-entend également qu'un apprentissage fait selon le mois, permettrait d'annuler les biais et donc d'améliorer les statistiques de restitution par rapport à celles du modèle mais le manque de données empêche la mise en place de cette solution dont tirerait partie le réseau de neurones.

De toutes façons, ces différentes méthodes donnent des résultats d'inversion à l'échelle globale meilleurs que celles présentées jusqu'à présent par *Kelly et al.* (2003) dont les rms sont de 23 cm, alors qu'elles sont toujours inférieures à 10 cm avec la méthode utilisant le réseau de neurones. Pour la première fois, le problème de l'inversion de l'épaisseur de la neige à l'échelle globale a été abordé de manière exhaustive et systématique en intégrant les observations satellites micro-ondes passives (SSM/I) et actives (ERS-1), ainsi que les réflectances (AVHRR) plus particulièrement sur l'hiver 1992-1993. Le contenu en information de chacune de ces observations satellites prise individuellement puis de celui de leur synergie a donc été étudié dans le détail. Il ressort que cette synergie n'est pas suffisante pour permettre une inversion fiable. L'emploi de modèles théoriques optimisés sur les mesures *in situ* est impérative si l'on souhaite prendre en compte de façon optimale la variabilité spatiale et temporelle du manteau neigeux.

Cette étude a donc mis en évidence les difficultés liées au passage à l'échelle globale, mais aussi ce qu'il est possible de faire. Cela permet d'établir une liste des priorités pour l'amélioration future de la restitution des épaisseurs du manteau neigeux. Du point de vue instrumental, la combinaison de canaux micro-ondes 19H–37H confirme sa qualité d'estimateur de l'épaisseur de neige, mais il est nécessaire de lui adjoindre le canal 85-H, sensible à l'apparition de la neige, le coefficient de rétro-diffusion, sensible au contenu en eau principalement en fin de saison, et la réflectance visible, sensible au métamorphisme. Du point de vue des techniques de restitution, les réseaux de neurones ont prouvé leur supériorité. Néanmoins, leur apprentissage requiert des bases de données plus grandes. Il est donc nécessaire d'avoir un nombre de mesures *in situ* plus grand et mieux réparties sur l'ensemble des continents.

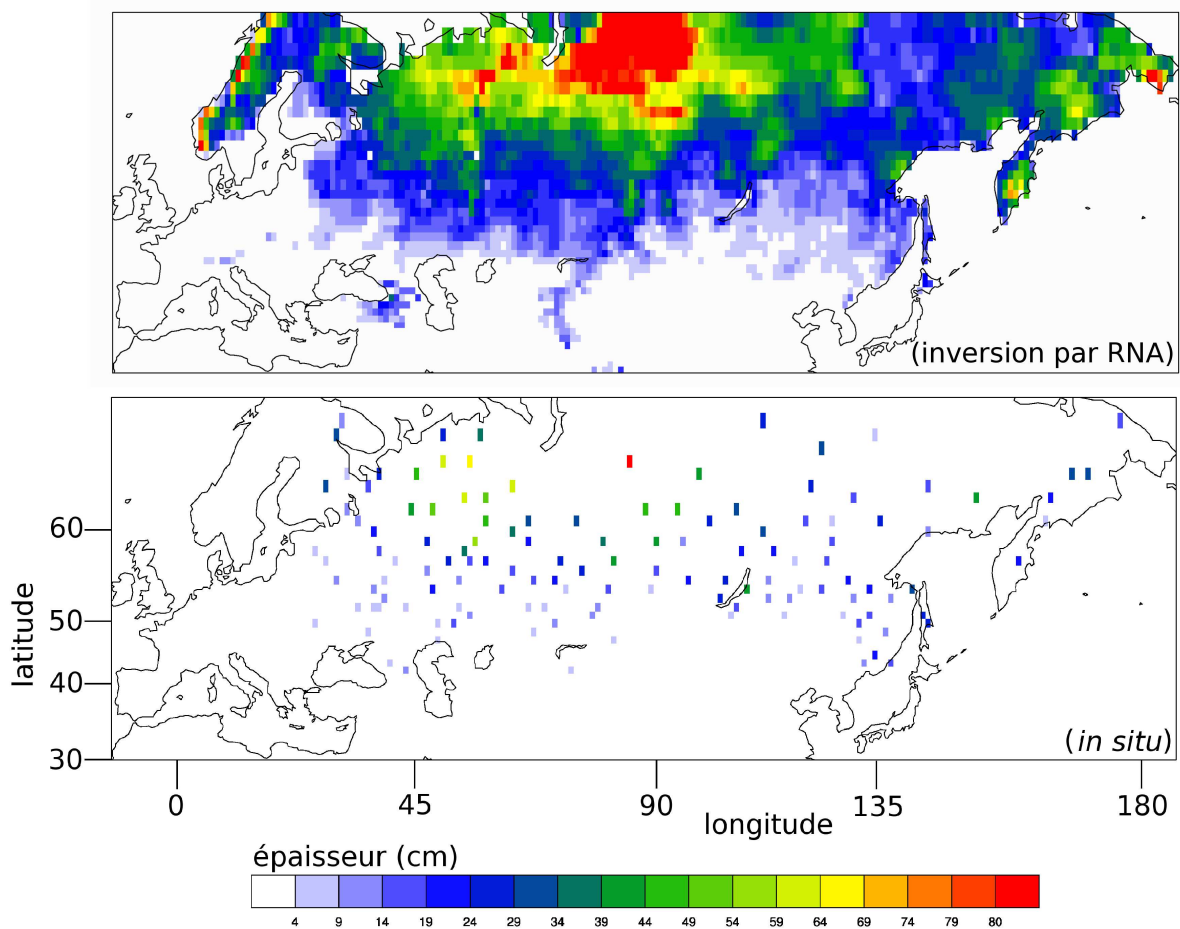


FIG. 1: Cartes de l'épaisseur de neige inversée et de l'épaisseur mesurée *in situ* en décembre 1992 sur l'Eurasie grâce à la synergie des observations, des mesures *in situ* et des modèles (Chapitre 6).

En conclusion, les méthodes d'inversion présentées dans le Chapitre 5 basées sur la **synergie des observations satellites, des mesures *in situ* et des modèles** montrent que la qualité de restitution est comparable à celles des sorties d'un modèle optimisé. À partir de là, il est donc envisageable de faire de l'assimilation variationnelle qui prendrait le meilleur de chacune de ces deux sources d'informations.

Une approche plus qualitative a été faite dans le dernier chapitre consacré aux classifications. Il s'est agit de regrouper les observations satellites selon des **comportements communs** de manière non-supervisée. Une classification de huit *clusters* a ainsi été établie. Il apparaît que le passage d'un *cluster* au suivant peut se faire selon le vieillissement de la neige, confirmant l'importance du métamorphisme dans les signatures observationnelles (fig. 2). En comparant cette nouvelle classification à celle de *Sturm et al.* (1995), des similitudes ont été observées. Toutefois, la limitation qu'impose les classes fixes au cours de l'hiver dans cette classification de Sturm ne permet pas de traduire les phénomènes d'évolution, comme le permet notre classification.

Les tentatives d'inversion dans chaque classe se sont révélées infructueuses à cause d'une varia-

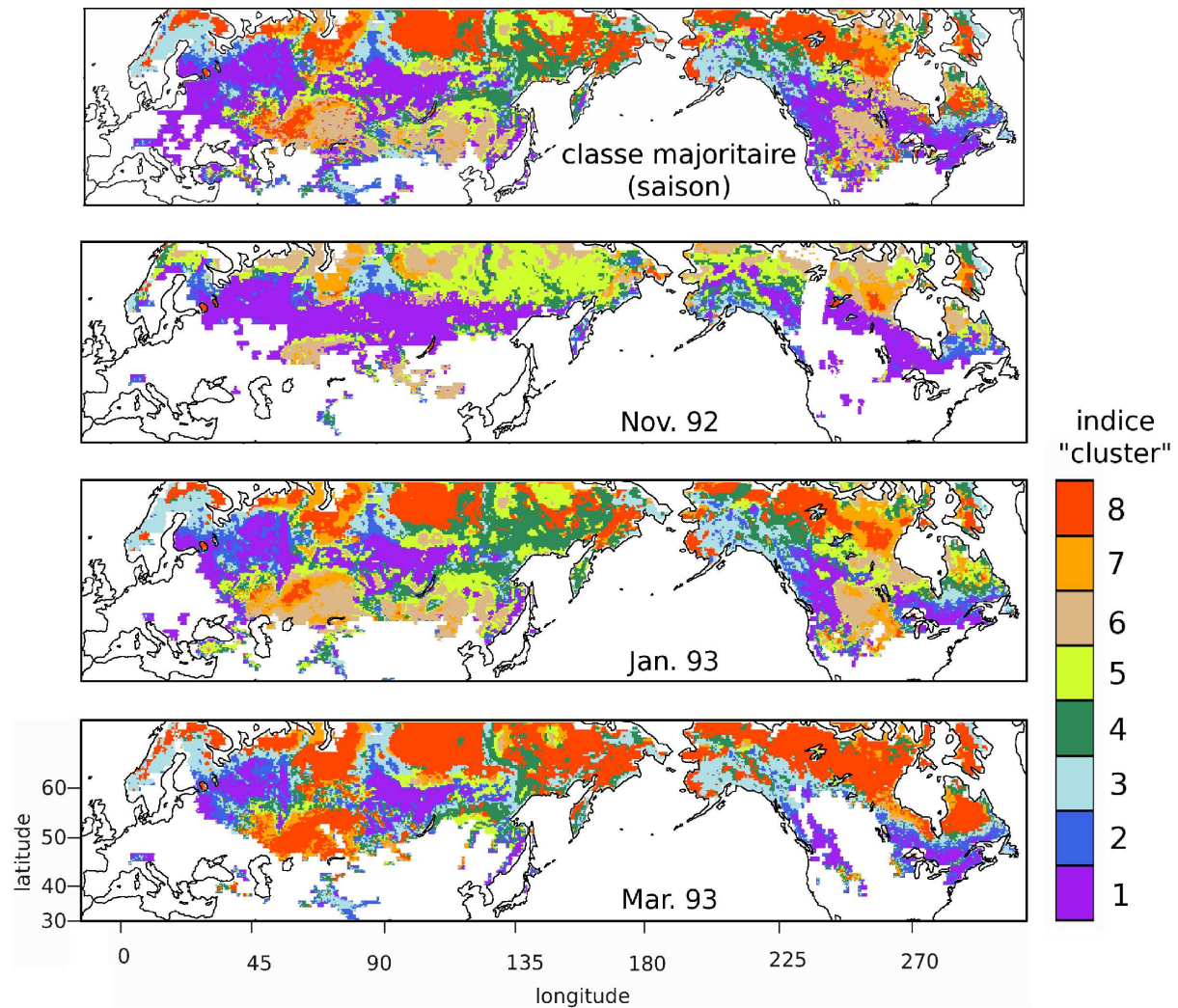


FIG. 2: Les cartes issues de la classification faite au Chapitre 7 sur 8 clusters. En haut les classes dominantes sur l'ensemble de la saison en chaque pixel, puis successivement celles en novembre 92, janvier et mars 93.

bilité intra-classe importante.

et après... Le recours aux statistiques locales a prouvé son efficacité dans l'inversion de l'épaisseur de neige. Qu'apporteraient leur emploi dans une classification non-supervisée ? La réponse reste ouverte, car le but des statistiques locales est d'éliminer les spécificités régionales qui polluent le signal, on pourrait perdre alors une partie de l'intérêt de la classification et de son interprétation physique. Néanmoins, les spécificités locales n'étant pas contenues de façon aussi simple dans les deux variables que sont μ et σ , ces particularités demeurent et la classification pourrait y gagner.

Au-delà de cette étude, il serait nécessaire de valider la stabilité temporelle de ces statistiques locales. En effet, en l'état, les statistiques locales sont établies *a posteriori* et permettent donc d'étudier un hiver passé, ce qui convient dans le cadre d'une étude climatique. Mais si l'objectif est la prévision en temps réel, il convient d'étudier la variation inter-annuelle de ces grandeurs

utiles à l'inversion. Il a été montré au Chapitre 5, Section 3, qu'en prenant des séries temporelles plus longues, on augmentait la fiabilité des relations d'une année sur l'autre. Reste donc à savoir comment ces statistiques locales se comportent.

Les données altimétriques sont un peu en retrait dans cette étude. Bien qu'elles aient été analysées et n'ont pas prouvées leur supériorité. Néanmoins, les techniques développées ici sont en mesure de les intégrer et de tirer profit de leur contribution.

D'un point de vue observationnel, l'une des grandes avancées de ces travaux est la mise en évidence de la sensibilité des micro-ondes à 85 GHz à la présence du manteau neigeux. Leur sensibilité à la traversée de l'atmosphère rendait le calcul des émissivités à cette fréquence jusqu'à présent difficile. Mais avec les derniers développements, il devient possible de les prendre en compte. Surtout qu'en ce qui concerne le manteau neigeux, elles présentent parfois des signatures proches des réflectances visibles qui font cruellement défaut lors de la nuit hivernale. D'ailleurs, selon certains travaux récents, il est envisageable de détecter les chutes de neige au moment où elles ont lieu (*Kongoli et al. (2003)*). Les séries temporelles à notre disposition vont un peu dans ce sens en observant de près les cycles des émissivités associées et de l'épaisseur du manteau.

Enfin, la méthode développée pour ajuster les sorties de modèles aux mesures *in situ* est originale. Elle ne consiste pas à faire simplement coïncider les prédictions aux mesures, mais permet de suggérer des pistes à suivre pour déterminer quel paramètre physique doit être modifié pour améliorer l'ajustement général.

Ainsi malgré le contenu en information très limité que présentait cette problématique, si on veut pouvoir obtenir à l'échelle globale des inversions satisfaisantes, il faut avoir recours à une méthode astucieuse et complexe, mais pragmatique qui peut aller chercher l'information où elle se trouve, c'est-à-dire dans la synergie non pas des seules observations satellites mais dans celle qui intègre en plus la modélisation et les mesures *in situ*.

Annexe A

Publication en cours

L'article qui suit a été soumis au comité de lecture du *Journal of Geophysical Research* dans la section *Atmosphere*.

Snow Characterization at a Global Scale with Passive Microwave Satellite Observations

E. Cordisco

Laboratoire d'Etudes du Rayonnement et de la Matière en Astrophysique, Observatoire de Paris, France

C. Prigent

Centre National de la Recherche Scientifique, Laboratoire d'Etudes du Rayonnement et de la Matière en Astrophysique, Observatoire de Paris, France

F. Aires

Centre National de la Recherche Scientifique / IPSL / Laboratoire de Météorologie Dynamique, Université Paris VI - Jussieu, France.

Abstract.

The sensitivity of passive microwave satellite observations to snow characteristics is evaluated, between 19 and 85 GHz, for a winter season, for the Northern Hemisphere. The surface emissivities derived from the Special Sensor Microwave /Imager measurements are systematically compared with *in situ* snow measurements at 2784 stations, in North America and Eurasia. In addition, coincident satellite responses from active microwave sensors (ERS scatterometer) and visible observations (AVHRR) are also analyzed. Passive microwaves at high frequency (85 GHz) are very sensitive to the presence of snow on the ground, even for very low snow depth. None of the tested satellite measurements is well correlated to the snow depth at a global scale, making snow depth retrieval from these observations very difficult. The sensitivity of the satellite observations to snow characteristics depends on local conditions. An inversion scheme based on local statistics is presented and shows the potential of microwave satellite observations for assimilation in a land surface model at a global scale. Finally, a clustering of the suite of satellite measurements is developed and helps characterize the different snow types and their dynamics.

1. Introduction

The land area covered by snow in the Northern Hemisphere ranges from $\sim 4.10^6$ km² at its minimum in August to $\sim 47.10^6$ km² at its maximum in January [Robinson *et al.*, 1993]. Because of its high albedo, snow extent is a primary factor controlling the amount of solar radiation absorbed by the Earth. Even a shallow snow cover can increase the albedo of a bare landscape from 0.2 to 0.8. Any decrease in snow cover related to a warming trend would result in increased absorption of solar radiation, melting the snow and inducing a positive feedback. As a consequence, the cryospheric components of the climate are regarded as sensitive indicators of changes. Snow cover also interacts with and modifies the overlying air masses, considerably influencing the atmospheric circulation, not only in polar regions but also at mid-latitudes, making assimilation of observations in polar regions crucial for Numerical Weather Prediction (NWP) models. Not only the snow cover but the snow depth, its albedo and other thermal characteristics are of importance in the interaction with the atmosphere [Gong *et al.*, 2004]. In addition, snow is a dominant source of delayed water supply in the Northern regions, with large impact on the global hydrological budget. Sud and Mocko [1999] insist on the influence of the snow melting processes on modeled soil moisture.

A snowpack is a complex medium with large spatial and temporal variability [Frei and Robinson, 1999]. It can consist of several layers having different densities and crystal-size distributions. The properties of these layers reflect the snowpack's history and relate to location and elevation. Sturm *et al.* [1995], for instance, suggest separating the snow into six classes: tundra, taiga, alpine, maritime, prairie, and ephemeral, each type having a unique ensemble of textural and stratigraphic characteristics, including the sequence of snow layers, their thickness, density, crystal morphology, and grain.

Unfortunately, conventional measurements in remote polar areas are sparse, thus limiting the ability to accurately monitor the snow characteristics, its coverage, its depth, and season length. In addition, the representativity of point measurements for regional applications is often questioned. Satellite observations provide a unique opportunity to continuously monitor the whole polar region at regional scales.

Microwave radiation responds to snow properties such as density, depth, crystal-size distribution, vertical temperature gradient, surface wetness, melting-refreezing cycles, and embedded or covering vegetation. The responses of microwave radiation to these surface characteristics are usually highly dependent on frequency. An extensive amount of research has been directed toward a better understanding of the mechanisms responsible for the microwave emission of snow, both modeling analysis and ground based or aircraft experiments. Modeled microwave emissivities of snow are particularly sensitive to snow water equivalent, grain size, and snow wetness. The dielectric losses in dry snow are very small, so the extinction coefficient is dominated by scattering, this effect being stronger at shorter wavelengths, for

larger particles and drier snow. The first numerical results for dry snow used conventional Mie scattering theory and predicted a steep decrease of the brightness temperatures with grain size [e.g., *Chang et al.*, 1976]. Calculations using dense-medium theory show that the scattering is less than predicted with the assumption of independent scattering assumed by the Mie scattering theory [e.g., *Tsang*, 1992]. Large differences in the dielectric properties of liquid and frozen water at microwave frequencies produce substantial variations of the snow emissivity with wetness and melting. With increasing wetness, the dielectric losses become large and the scattering negligible. Wet snowpacks radiate like black bodies at the physical temperature of the upper snow layer. In the spring, snow undergoes melting and refreezing cycles during which large spherical grains are formed. Grain sizes can increase by a factor of 2-3 by the end of the winter [*Sturm et al.*, 1997]. Thus, the microwave signature of the snowpack varies between black body behavior for wet snow to high reflectivities due to strong volume scattering by the large inhomogeneities. This effect is especially sensitive at higher frequencies. Field experiments have been conducted to analyze the snow emissivity with respect to the characteristics of the snowpack. The University of Bern has been particularly active with ground-based measurements in the Alps [e.g., *Schanda et al.*, 1983; *Matzler*, 1994], while several aircraft measurement campaigns have been conducted in Finland by the University of Helsinki and by the UK Met Office [e.g., *Kurvonen and Hallikainen*, 1997; *Hewison and English*, 1999]. Measurements confirm the large variability of the snow emissivities with snow characteristics and history. *Matzler* [1994] measures emissivities of various landscapes in winter between 5 and 100 GHz at 50° incidence and searches for specific microwave signatures that would enable unambiguous retrieval of snow parameters from microwave observations. He concludes that estimation of snow water equivalent is not feasible solely from passive microwave observations in this range. However, snow cover can be discriminated from other surfaces, even for fresh powder snow when using the higher frequencies. Passive microwave satellite observations over snow have been used to estimate snow cover and depth [e.g., *Kunzi et al.*, 1982; *Chang et al.*, 1987; *Hall et al.*, 1991; *Foster et al.* 1996 a; *Grody and Basist*, 1996; *Pulliamen and Hallikainen*, 2001; *Josberger and Mognard*, 2002], with the substantial advantages over visible observations that the microwave observations do not depend on the solar illumination, are not limited to cloud-free areas, and are sensitive to snow depth. However, global applications of snow depth algorithms are questioned and several studies have suggested the need for regionally-specific adjustments [*Foster et al.*, 1996 b; *Robinson and Spies*, 1994] or adding extra information in the retrieval process (e.g., land classification, topography, air temperature [*Singh and Gan*, 2000] or temperature history [*Josberger and Mognard*, 2002]). In addition, compared to visible or infrared observations, microwave observations have coarser spatial resolution, creating problems when interpreting heterogeneous footprints that cover mixtures of surface types and snow characteristics.

The objective of this study is to investigate the sensitivity of passive microwave satellite observations between 19 and 85 GHz to snow properties on a global basis for a whole winter with the help of ancillary information to better characterize the parameters that influence the microwave responses over snow. Passive microwave information is provided by the SSM/I from which the microwave land surface emissivities have been calculated [*Prigent et al.*, 1997; 2001]. The *in situ* snow measurements, the satellite observations and the ancillary data sets are described in section 2. Section 3 presents the observation analysis, with special emphasis on the spatial and temporal variability of the emissivity over snow-covered regions. Section 4 examined the possibility to retrieve snow depth and water equivalent from satellite observations. In addition, a snow classification based on microwave emissivity is proposed in Section 5 and is compared to the classification of *Sturm et al.* [1995]. Section 6 concludes this study.

2. passive Microwave Satellite Observations, *In Situ* Measurements, and Ancillary Data Sets

Passive microwave satellite data are examined in coincidence with a large data set of *in situ* snow measurements. Ancillary information concerning vegetation and topography will help analyze the microwave signal. The *Sturm et al.* [1995] classification will give insight into the snow microphysical properties. For comparison purposes, coincident ERS scatterometer observations and visible reflectances will also be analyzed.

2.1. Passive Microwaves: SSM/I Emissivities Between 19 and 85 GHz

The SSM/I instruments on board the Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) polar orbiters observe the Earth twice daily at 19.35, 22.235, 37.0, and 85.5 GHz with both vertical and horizontal polarizations, with the exception of 22 GHz which is vertical polarization only. The observing incident angle is close to 53°, and the fields of view decrease with frequency, from 43 km × 69 km to 13 km × 15 km [*Hollinger et al.*, 1987]. Brightness temperatures are often directly used in snow characterization algorithms. They include the contribution from the atmosphere and potentially from clouds. Microwave emissivities of land surfaces have been estimated from SSM/I observations by removing contributions from the atmosphere, clouds, and rain using ancillary data from the International Satellite Cloud Climatology Project (ISCCP) [*Rossow and Schiffer*, 1999] and the NCEP reanalysis [*Kalnay et al.*, 1996]. Cloud-free SSM/I observations are first isolated using collocated visible/infrared satellite observations (ISCCP data). The cloud-free atmospheric contribution is then calculated from an estimate of the local atmospheric profile from NCEP reanalysis. Finally, with the surface skin temperature derived from IR observations (ISCCP estimate), the surface emissivity is calculated for the seven SSM/I channels. See *Prigent et al.* [1997; 2001] for more details. The calculated emissivities are related to the surface properties themselves, decontaminated from atmospheric contributions or from modulations by the surface temperature T_s . They are estimated on an equal area grid of 0.25° × 0.25° at the equator. Monthly mean emissivities (at 53° incidence angle) are presented on Figure 1 a at 19, 37, and 85 GHz for the horizontal polarization, for November 1992, January 1993, and March 1993.

2.2. The *In Situ* Snow Measurements

Three sources of data are considered: the Canadian Daily Snow Depth Database established for CRYSYS project from Environment Canada, the snow depth station measurements gathered by the National Center for Environmental Prediction in North America and the Historical Soviet Daily Snow Depth [*Armstrong*, 2001]. The *in situ* snow depth measurements cover Canada (2032 stations), USA (552 stations), and the former Soviet Union (200 stations) during the 1992-1993 snow season, with an accuracy of 2.54 cm (1 inch) in the USA and 1 cm elsewhere. The measurements are carefully quality-controlled and anomalous measurements are rejected. American and nearly 250 Canadian stations include the air temperature at 2 meters above ground-level.

Comparisons between satellite and point measurements are challenging because of the differences in spatial scales [Brubaker *et al.*, 2000]. In this study, no spatial interpolation has been applied and only coincident measurements are analyzed. For monthly mean snow depth calculations, we only consider the stations with at least 10 measurements during the month. For comparison with the satellite observations, for each box of the equal area grid of $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ at the equator, the *in situ* measurements are averaged. Fig. 1 b shows the monthly mean snow depth for November 1992, January 1993, and March 1993. The *in situ* measurements cover a large variety of environments in the Northern Hemisphere, for a whole winter season.

Snow water equivalent is also measured at 672 stations in Canada, every 2 weeks with an accuracy of 1 mm [Schmidlin, 1990]. These measurements provided by the Canadian Meteorological Service result from the depth's means of the melt of five coring near the station. The density of new snow ranges from about 50 kg.m^{-3} when the air temperature is low, to about 200 kg.m^{-3} when the temperature is close to 0°C . After the snow falls its density increases due to gravitational settling, wind packing, melting, and recrystallization. The relationship between snow depth and snow water equivalent is presented on Figure 2 for all the available measurements. As the density of the snow changes with depth, the relationship between snow water equivalent and snow depth is not linear, with density increasing with snow depth. In addition, as expected, during the winter season for a given snow depth, the snow water equivalent increases, as shown on Figure 2 from the *in situ* measurements.

The operational NOAA snow data product is also presented on Figure 1 f, as the percentage time during a month that a given pixel is snow covered. The NOAA Northern Hemisphere Weekly Snow and Ice Cover Charts are prepared by visual inspection of all available visible band satellite imagery on a daily basis.

2.3. Ancillary Information

2.3.1. Vegetation Classification and Topography

Matthews [1983] vegetation and land use data set was compiled from a large number of published sources. At a 1° spatial resolution the vegetation classification distinguishes a large number of vegetation types, that are further grouped into 9 classes [Prigent *et al.*, 2001]. Associated with the vegetation classification is a land use data set that distinguishes five levels of cultivation intensity, ranging from 0 to 100% cultivation for 1° cells. Combining the vegetation and land use data set gives information about actual land cover. For each vegetation class, areas with cultivation intensity greater than 20% are defined as cultivation, which makes up a tenth class. For topography information, the Global Land One-kilometer Base Elevation (GLOBE) digital elevation model with a $30''$ spatial resolution is used.

2.3.2. Sturm *et al.* Snow Classification

A snow cover classification is proposed by Sturm *et al.* [1995]. It is a unified compilation of different classifications in which each class is uniquely defined by a set of textural and stratigraphic properties of the snow. Six classes are identified (tundra, taiga, maritime, prairie, mountain, and ephemeral), each one having representative densities, grain size, stratigraphy, and thermal properties. Each class is simply related to climate regime and the snow cover class can be inferred from routinely measured variables such as wind, air temperature, and precipitation. The derived classification is available with a 0.5° spatial resolution.

2.3.3. ERS Backscattering coefficient

The European Remote Sensing satellite polar orbiter provide multi-timescale observations of the Earth in the active microwave domain. The C-band is used at a monthly resolution to help interpret the coincident passive microwave observations. The spatial resolution is sampled from the

nominal resolution to the equal area grid of $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ at the equator. Figure 1 d shows the resulting backscattering coefficient for three months in the winter season.

2.3.4. AVHRR Visible Reflectances

The Advanced Very High Resolution Radiometer on board the NOAA meteorological polar orbiters provide daily observations of the Earth in the visible and infrared domains. The first channel is in the visible (VIS 0.58-0.68 micron). The monthly-composite AVHRR visible reflectances (0.58-0.68 micron) generated under the joint NASA and NOAA Earth Observing System Pathfinder project [James and Kalluri, 1994] will be used in this study. They are averaged from their 8 km Pathfinder nominal resolution to the resolution of the equal area grid. Figure 1 e shows the resulting visible reflectances for the three months.

3. Analysis of the Spatial and Temporal Variability of the Passive Microwave Signatures over Snow

First, satellite signatures over snow have a large spatial variability, in the microwave and in the visible, for a given month (Figure 1). In March for instance, the region North of 50°N is almost completely covered by snow during the whole month but shows very contrasted responses at all frequencies. As an example, the plains in Kazakhstan North of the Aral sea are associated with very high visible reflectances and low emissivities (especially at 85 GHz), whereas low reflectances and higher emissivities are observed in Siberia around 60°N . There is also a sharp discontinuity in the signatures of passive and active microwaves at a constant latitude from the east to the west of the Ural Mountain. In January in North America, North of 45°N , contrasted signatures are observed even in the visible, although the snow cover is total. Second, for a given region, the satellite observations can undergo significant changes during the winter season, without large variations in the snow cover or snow depth. The Labrador in Canada is such a region, with large variations in the emissivity even at 19 GHz during the winter, although the snow cover is constant and the snow depth does not vary much.

What are the variations in the snowpack characteristics that explain these differences in the satellite responses?

The monthly mean satellite derived parameters and ancillary information are compared along a cross-section at 55°N in Russia, for the three months previously considered (Figure 3). Snow totally covers the region for this whole period. Along with the microwave and visible satellite information (the 6 upper panels), the snow depth at the stations, the air temperature (from the ECMWF reanalysis), and the topography are indicated along this cross section. Several noticeable geographical features can be mentioned: The Ural Mountains (between 55°W and 60°W), the Altay Mons (between 85°W and 90°W), the Volga river which is very large in this area ($\sim 49^\circ\text{W}$). Mountains are characterized by an increase in the backscattering coefficient and in the microwave emissivities, due to their sensitivity to the topographic roughness. However, it should be noticed that the snow signatures at 37 GHz and 85 GHz is still observable over the Ural (the signal is much weaker over the Altay mountains likely due to denser vegetation). In November, the emissivities decrease over rivers: the dielectric properties of water induce low emissivities that contrast with the surrounding areas. For the rest of the winter, the rivers are likely to be frozen and/or snow covered and they do not have distinct signatures. The Ob river ($\sim 83^\circ\text{W}$) signature is rather weak all winter long, likely completely covered by ice and snow. In rather flat regions, the backscattering and the microwave emissivities decrease with time during the

winter season. By the end of the winter, larger snow grains are formed [Sturm *et al.*, 1997]. The microwave signature of the snowpack then varies between the characteristic of wet snow in November to lower emissivities due to scattering by the large inhomogeneities by the end of the winter. It can be noticed that west of the Ural mountain, the emissivity decrease at the end of the snow season is more pronounced than on the east: Even at 19 GHz, significant scattering is observed in March between 65°W and 85°W. This is consistent with the snow classification by Sturm *et al.* [1995] that distinguish between mostly “prairie” snow east of Ural and mostly “tundra” snow west of the mountain range. By late winter, “tundra” snow contains a large percentage of depth hoar that are likely to cause scattering even at 19 GHz. The lower mean air temperatures observed west of the mountain is also consistent with this snow type, the lowest temperature coinciding well with the lowest observed emissivities (i.e., corresponding to the highest probability of depth hoar formation). The differences between 19 and 37 GHz have often been used as representative of the snow depth variations [Chang *et al.*, 1987]: On this cross-section, this relationship between the satellite data and the *in situ* snow depth measurements is not obvious. West of the Ural mountain, vegetation is dominated by deciduous forest whereas cultivation and grassland prevail in the east [Matthews, 1983]. As expected, for similar snow depth, the sensitivity of the emissivities to the snow signal is more pronounced where the vegetation density is lower. The visible reflectances also show large variations along this cross-section during the winter. The reflectances tend to increase from November to the middle of the winter. It then decreases at the end of the winter although the snow still completely cover the surface: this is expected as the concentration of snow impurity (deposition of dust and vegetation debris) increases with snow aging and reduces the snow visible reflectance [Aiko *et al.*, 2003].

The effect of vegetation on the snow emissivities is illustrated on Figure 4. In the region between 60°E 90°E and 52°N 63°N where the snow cover and topography are rather homogeneous, the normalized histograms of the emissivities at 19 and 85 GHz (horizontal polarization), the difference between 19 and 37 GHz, and between 37 and 85 GHz for the same polarization, the backscattering coefficients and the visible reflectances are presented for three types of vegetation, in January 1993. Cultivation, grassland, and tundra correspond to low vegetation density, especially in winter. The density of the vegetation cover is high all year long for evergreen forest. The deciduous forest in winter correspond to an intermediate vegetation density between the two previous ones. The sensitivity of the snow emissivity to vegetation density increases with frequency, with the 19 GHz only weakly responding to the vegetation changes. At 85 GHz, the presence of dense evergreen vegetation above the snow covered ground increases the emissivity, as expected: Emissivity histograms of evergreen forested areas are well separated from the other two that correspond to lower density vegetation cover, during winter time. The 19H–37H and 37H–85H emissivity differences are also very sensitive to the presence of vegetation, confirming that these differences are not simply and uniformly proportional to the snow depth. In active microwave, the backscattering decreases because of the presence of the snow on a low topographic roughness but this decrease is limited by vegetation influence. In the visible as well, the effect of the vegetation cover is evident, with the reflectances decreasing with increasing vegetation density.

To further investigate the mechanisms that drive the relationship between satellite observations and *in situ* measurements, time series for each variable are presented at two selected sites (Figure 5: left in Siberia 134.75°E 60.387°W, right in Canada 80.7°W 51.387°N). The microwave emissivities are calculated for all clear sky situations. Monthly

mean visible reflectances are added to the figures for comparisons. Compared to the lowest frequencies, the 85 GHz reacts much more strongly to the first centimeters of snow on the ground, with sharply decreasing emissivities as soon as snow appears. It then reaches a minimum (around beginning of December in Siberia) and stabilizes although the snow depth keeps increasing. Rosenfeld and Grody [2000] also observed this behavior. The 37 and 19 GHz emissivities also decrease during the winter season but with a much lower rate. For these two cases, around February the 37 and 85 GHz emissivities are similar. In Siberia, the emissivity difference at 19 and 37 GHz smoothly increases with snow depth. As the skin temperature approaches melting at the end of the winter, the emissivities strongly vary from a day to the other. The thawing transition induced a rather strong defect on the microwave signal, as already explored by Judge *et al.* [1997] to classify the freeze/thaw prairie soils with SSM/I. The backscattering coefficient and the visible reflectances increase as the snow covers the surface but decrease in February, although snow still covers the area. This phenomenon coincides with the sharp decrease in the emissivity difference between 37 and 85 GHz. The backscattering decrease is low, but is due to the liquid water content increase in the cover because of the metamorphism. The visible reflectances are expected to be sensitive to dust deposition on the surface and to a lesser extent to snow grain variations. Given that the differences between 37 and 85GHz is likely driven by snow particle metamorphism, the impact of the snow grain on the visible reflectances is suspected to also be significant.

Figure 6 presents the histograms of the satellite responses for the different winter months over a fully snow covered region (located between 263°E 46°N and 297°E 52°N). The emissivities decrease from November to February but start increasing in March, when the snow depth is still increasing. This change in the behavior also appears on the differences between the 19 and 37 GHz. Kelly and Chang [2003] also report on an “hysteresis” phenomenon: the difference between the brightness temperatures at 19 and 37 GHz increases with increasing snow depth during the first part of the winter, but after a maximum, it decreases more rapidly than the measured snow depth. They actually do not apply their regression algorithm to the late winter period because of this phenomenon. Rosenfeld and Grody [2000] also insist on this aspect that they characterize as an anomalous signature. Similar phenomenon appears on the visible reflectances.

4. Information Content of Satellite Observations on Snow Depth

Snow depth (SD) is a key characteristics of the snowpack that play important roles in land surface and hydrological models. The relationship between these quantities and the passive microwave observations are now examined.

First, linear correlations have been calculated between the various satellite products and the snow depth, on a monthly mean basis, for the 1992-1993 winter for all the available station measurements. Emissivity combinations are also considered. Most algorithms to retrieve snow depth and water equivalent from passive microwaves are based on a linear function of the brightness temperatures between 19 and 36 GHz, usually for horizontal polarization [Chang *et al.*, 1987]: $SD(cm) = a(T_b18H - T_b36H) + b$. In the initial algorithm, a is fixed to 1.59 cm.K^{-1} with the assumption that the grain radius is 0.3 mm and the snow density is 300 kg.m^{-3} . Table 1 summarizes the results of the linear regression calculations using the calculated emissivities and the *in*

situ SD. Whatever the satellite variable, the linear correlations are very low (maximum of 0.26 for C-backscattering coefficient) on a global basis, showing that the snow depth will be difficult to retrieve globally from simple and unique combinations of these satellite informations. Limiting the correlation calculations to a given winter period (beginning, middle, and end of the winter) does not significantly improve the correlation. Restricting the calculation to a given low vegetation density and to a specific period during the winter increases the linear correlation, but remains too low to warrant a quality retrieval even in sparsely vegetated regions. *Rosenfeld and Grody* [2000] also found very low and changing correlations during the winter between the brightness temperatures and the snow depth.

Considering the questionable applicability of the static method to the globe, *Kelly and Chang* [2003] revisited it by tuning the coefficient a and b in the previous equation for each region and further considering a vegetation cover. They observed that errors are slightly smaller with this 'dynamic' algorithm than with the static one, especially at the begin of the snow season. *Josberger and Mognard* [2002] also developed an algorithm. It is based on the *Chang et al.* [1987] approach but parameterized with the temperature gradient between the surface air and the ground, to account for the dependence of the microwave scattering on the snow grain size. The method has been evaluated over Siberia [*Grippa et al.*, 2004] and again, it performs slightly better than the 'static' algorithm for the first part of the snow season but not for the second part of the winter, when the snow has already undergone metamorphism. *Kelly et al.* [2003] model the grain radius growth and the snow densification process to parameterize their initial static model, but the new model does not show significant improvement over the static algorithm. They insist on the fact that locally the algorithms can perform better.

For each selected *in situ* station, the linear correlations have been calculated between the 19 and 37 GHz emissivity difference and the snow depth during the winter. Locally, good correlations are obtained (Figure 7). From one location to another, the satellite observations are affected by different sources of variability, the snow depth being one among several others like the vegetation. At a given location, there is a reduced number of sources of variability and the correlation between the *in situ* snow depth measurements and the satellite observations is much larger. The global correlations have been re-calculated, subtracting for each location and each observations the mean value over the winter and normalizing them by the standard deviation for that location (Figure 8). The linear correlation is larger (0.6). This local standardization procedure has the effect of partly suppressing the variability that is location-dependent (see *Aires et al.* [2005] for the same approach in a soil moisture study).

This means that locally snow depth information could realistically be extracted from the passive microwave observations, provided that statistics on the snow depth in the region is available (mean and standard deviation of the snow depth in the winter period). This information is obviously available at the *in situ* measurement stations. Is it possible to interpolate this information in space? If information on the spatial patterns of the snow depths can be obtained, then the local statistics could be interpolated in space which would allow the retrieval process outside the *in situ* stations. To examine this possibility, outputs from a land surface model have been analyzed. ISBA-ES (Interactions between Soil, Biosphere and Atmosphere - Explicit Snow) [*Douville et al.*, 1995; *Boone and Etchevers*, 2001] includes a so-called intermediate complexity snow scheme, to better understand which snow processes are the most important for atmospheric and macroscale hydrological applications. An explicit multi-layered approach resolves the large vertical density and temperature gradients, distinguishes the thermal properties between the snow and the soil-vegetation

layer, includes the effects of liquid water transmission and storage refreezing in the snow pack, and models the absorption of incident radiation within the snowpack. Ten years of ISBA-ES snow depth outputs have been analyzed, on a monthly mean basis with a $1^\circ \times 1^\circ$ spatial resolution. A Principal Component Analysis (PCA) is performed on this data base to identify the predominant spatial patterns, globally and separately on the Eurasia and North America.

For the three situations, the first component explains $\sim 75\%$ of the variance and clearly indicates a latitude gradient whereas the second component (representing less than 10% of the variance) shows more complex structures partly related to the topography and distance to the coasts. Higher order components are less interpretable but for a good representation of the spatial variability of ISBA, a total of 50 components needs to be used, representing a total of 99.5% of the variance. Once the components are extracted by the PCA, each monthly snow depth map can be represented by the weighted sum of the first 50 PCA components. For each month and for the year 1992-1993, a minimization procedure based on quasi-Newton method is then used to minimize the difference between the *in situ* measurements and the ISBA-derived snow depth PCA-representation. The minimization has been performed for the three previous cases (globally, Eurasia, North America). The correlation between the resulting snow depth and the *in situ* snow depth measurements is very satisfactory for Eurasia (~ 0.8), less over North America (<0.6) and globally. Table 3 shows the improvement of the statistics with optimized ISBA. The correlations are usually better while the biases are close to zero in comparison with genuine ISBA. Thus the Root Mean Square (RMS) errors are lower in the optimized version. The fact that the optimization procedure for the calibration of ISBA outputs to the *in situ* measurements is less satisfactory globally is not surprising since the snow depth patterns are less related among the continents. Mitigated results for America are due to a lower density of stations and a more complex snow cover variability (coastal influence due to smaller coast-to-coast distance in North America, less strong topographic gradient in Eurasia). In the following, we focus in the Eurasian case since a more detailed spatial study would be required for the global or the American cases.

Calibrating the ISBA outputs is not the main goal here: we optimize ISBA outputs by interpolating the local statistics outside the *situ* stations. However, it should be noticed that, by design, the optimized ISBA outputs are much closer to *in situ* measurements (Table 3): this calibration technique is interesting by itself for any model calibration to sparse *in situ* measurements. Over Eurasia and for each pixel, the mean and standard deviation of the snow depth are derived from our optimized ISBA-ES estimates. The improvement of the local statistics is represented in Table 2. The RMS errors decrease, from the original ISBA-ES prediction to the optimized configuration, from 5.9 (respectively 6.0) to 3.6 (resp. 4.2) for the mean (resp. standard deviation). The quality of these local statistics are now more compatible with inversion experiments.

Different inversion methods have been tested (not shown) to derive the snow depth from satellite observations (linear, multi-linear and various neural networks). Neural Networks (NN) give the best results since they offer a better ability for information fusion. The chosen NN has 7 inputs (i.e. satellite observations), 30 units in the hidden layer and 1 output (i.e. the standardized snow depth estimate). The inputs are the standardized emissivities at 19H, 37H, 85H, 19H-37H and 37H-85H derived from SSM/I, the backscattering coefficient (ERS) and the visible reflectances (AVHRR). For each pixel, both the inputs and output are standardized (i.e. centered and normalized) by their respective (interpolated)

local statistics. The learning phase of the NN uses 75% of the database composed of the satellite observations and the *in situ* snow depth in coincidence. The generalization database uses the last 25% to test the ability of the NN retrieval scheme to generalize its behavior to unknown data.

The statistics of the inversion are indicated in Table 3. Similar results are found between the snow depth prediction of optimized ISBA-ES and those derived from satellite observations, especially for the winter months with significant snow. For the months with a low level of snow, optimized ISBA shows a really good agreement as opposed to satellite's derived NN inversion which focuses on higher contents by design. During the winter, the bias is usually neglectable with optimized ISBA and gets close to 2 cm for many months with NN. The lower performance of the approaches at the end of the season is related to the fact that the 37 GHz signal starts to be sensitive to the scattering by large particles at this period of the winter, and thus does not react anymore to the snow depth. These differences between the NN and the optimized-ISBA approaches are due mainly to the annual learning of NN in opposition to the monthly optimization of ISBA which is a huge advantage. However, RMS is always less than 10.0 cm for the NN inversions while optimized ISBA reaches 11.4 cm in March. The methodology is actually only limited by the number and quality of *in situ* measurements⁵. More important, optimization of ISBA monthly outputs will always require calibration by *in situ* measurements whereas our retrieval is ready to use for other periods of time, without any additional *in situ* information.

Figures 9 (a and b) compare SD time series during the winter, from *in situ* measurements and from the NN retrievals. Figure 9a presents retrievals with limited success, illustrating the limitations of the technique. For instance, in one case (black circles), *in situ* SD has a smooth standard behavior whereas the inverted SD presents abrupt variations. For two of these cases (circles and triangles), the snow accumulation is rather important: high snow depths are often incorrectly predicted since they are rare in the learning database and as a consequence the NN has not a good statistical representation of them. On the third example (white circles), the snow melting is predicted too early. Figure 9b shows examples of successful inversions that represent the majority of cases. For these cases, the time series of retrieved SD are coherent with the *in situ* measurements. One case (black circles) illustrates the capacity of the algorithm to estimate the absence of the snow. Another one (triangles) demonstrates the expected performance of the NN for commonly observed seasonal cycles of SD. The third example (white circles) shows that the algorithm can also correctly detect two maxima in the seasonal cycle.

Figure 10 presents the predicted snow depths for December 1992 over Eurasia, as compared to *in situ* measurements. The patterns observed in the *in situ* data, are also present on the neural network retrieved products. For example, the area with significant snow depths near 90E and 65N is correctly reproduced. The snow depth gradient South of 60N agrees also very well with the *in situ* observations. However over some regions, the retrieval does not perform well: for instance over Kamchatka (160E,55N), the measured snow depths are less than 30 cm whereas the satellite inversion predicts values close to 50 cm.

Finally, an important point to be made is that globally the satellite retrieval is better than the ISBA prediction alone. This means that satellite observations can provide information on snow depth and that this information could improve simulations by land surface model. Variational assimilations of satellite observations in surface models would improve the quality of the simulations, by taking profit of both model and the observation potentials. The assimilation could be done either by direct assimilation of the satellite observations (although that can be difficult due to the lack of accurate radiative transfer models for the snow) or by assimilation of the retrieved snow depth products provided that related uncertainties are estimated [Aires et al., 2004a and b].

5. Satellite-Derived Snow Classification

Snow classifications using passive microwave observations have already been developed based directly on SSM/I brightness temperatures up to 37 GHz, using linear [i.e., Neale et al., 1990] or more sophisticated classification method [Sun et al., 1997]. Classification results do not directly translate into quantifiable properties but they can yield valuable qualitative information on the snow properties. Additional information that are not directly measured remotely can be deduced from them. It is a synthetic method to compress the information: each cluster of snow will summarize a specific set of snow characteristics. It can give indications to modelers (climate and hydrology), each cluster of snow being related to specific snow properties that can help parameterization in the model.

In addition, snow cover classification can be a first step toward development of snow algorithms. The classification then helps group pixels with similar satellite signatures (i.e., with limited variability) and a specific algorithm is developed for each class. This has also been suggested by Kelly et al. [2003].

An unsupervised (i.e. without *a priori* on the classes) clustering technique is applied to the microwave emissivities on a monthly basis: the emissivities at 19, 37, 85 GHz at horizontal polarizations, the emissivity differences (19H–37H and 37H–85H) and the microwave backscattering coefficient are used for the clustering. Kohonen topological method [Kohonen, 1982], also called self-organizing topological method have already been developed to analyze satellite data sets [Prigent et al., 2001]. The special feature of this classification algorithm is that neighborhood requirement is imposed on the classes, so that when it converges, prototypes corresponding to nearby classes have nearby location in the data space: this additional information helps interpret the classes. Using this Kohonen classification, for each month and each location, a snow cluster is associated to the satellite observations. The clustering technique synthesizes all the observations to obtain an analysis of the variations of one spectral band with respect to the others and gives insight into the relationships between the observations. The number of classes is chosen so that for each cluster, at least one information provides statistical discrimination, thus limiting ambiguities between clusters. Figure 11 shows the variation of the center of each cluster for each piece of information along with its standard deviation around the center value. The visible information has not been used for the clustering because it is not always present over Northern latitudes. However, for each class, the variation of the visible reflectances, when present, is indicated on the lower panel. The standard deviation of the visible reflectances in each cluster is large, as expected because this channel is not used in the classification.

For three different months in the winter, for each snow-covered pixel, Figure 12 (panels (b), (c) and (d)) shows the result of the clustering. The upper panel (a) indicates for each location the snow cluster that is more frequent during the winter. The snow classification by Sturm et al. [1995] and the vegetation classification by Matthews [1983] are added to Figure 12 (the two lower panels).

From cluster 1 to cluster 8, there is a clear increase of the scattering contribution, especially at 37 and 85 GHz, likely related to increasing grain sizes in the snow pack: on Figure 11 (upper panel) the 37 and 85 GHz emissivities decrease from cluster 1 to cluster 8. For the last classes (6

to 8), the 85 GHz emissivity reaches saturation while the 37 GHz emissivity still decreases. This is also observed on the 37H–85H emissivity difference (Figure 11 panel (b)) that first increases (due to stronger scattering at 85 GHz) and then decreases (with the 85 GHz emissivity saturating with the 37 GHz emissivity still decreasing). The backscattering coefficient decreases from cluster 1 to 8 because of the topographic influence. Anticorrelation between the visible reflectances and the 85 GHz emissivities is clear (see Figure 11 top and bottom panels). The following analysis tends to show that these successive classes are related to the snow aging.

From the beginning of the winter to its end, there is a clear trend toward larger proportion of high snow classes in Figure 12: at the beginning of the winter, classes 1 to 5 dominate but are then progressively replaced by higher classes.

Class 1 is characterized by high emissivities close to vegetation emissivities (Figure 11). It is predominantly located in regions dominated by forests, both evergreen and deciduous (in the *Matthews'* vegetation classification, see Figure 12), in the beginning of the winter. A few areas (North and North East of the Great Lake for instance or the Ural mountains) that are covered by evergreen forest belongs to cluster 1 all winter long. Snow cluster 2 is similar to cluster 1 and is almost always located in the regions surrounding the cluster 1 regions: it is a transition cluster between classes 1 and 3, located in regions of less dense vegetation, in the transition zone between forest and woodland / tundra. Classe 3 corresponds to dryer snow: it is present at rather high latitude at the beginning of the winter and in the middle of the winter at lower latitude (Figure 12). It is characterized by significant scattering at 37 and 85 GHz (i.e., dry snow with rather large grains) and higher visible reflectivities. The Yenisey river valley in Russia (around 90°W) belongs to that cluster all winter long. Cluster 5 covers the Northern latitude at the beginning of the snow season and is dominant southward in the middle of the winter: it has almost disappeared at the end of the winter. On the contrary, classes 7 and 8 are rarely present in the beginning of the snow season: for these classes, emissivities at 37 and 85 GHz are of the same order (lower emissivity differences between 37 and 85 GHz) and the 19 GHz emissivity also decreases indicating the presence of large grains.

How does this satellite-derived classification compare with the static snow classification from *Sturm et al.* [1995]? For the most representative classes in the *Sturm et al.* classification, Figure 13 gives the percentage of each satellite derived classes for three representative months in the winter, along with the cumulative percentage for the whole winter (left column). As already described, for the tundra, taiga, and prairie classes in the *Sturm et al.* classification, the proportion of high classes in the satellite derived classification increases as the snow ages. This clearly shows that for a given cluster in the *Sturm et al.* classification, the snow parameters that influence the microwave emissivities evolve significantly: depending on the snow classification application, using a satellite derived classification that describes the snow evolution during the winter might be more adequate. The maritime snow type however is particularly stable all winter long, the mountain type as well but to a lower extent. This snow type could be interpreted as the mountain snow type with a strong influence of the cluster 8, associated to metamorphism. This stability through the season is due to the proximity of the coast which generates a high precipitation rate and air temperatures close to zero during the season. One will also notice abrupt transitions in the satellite derived classification that do not appear on the *Sturm et al.* one. For example, during most of the winter, the satellite signatures are significantly different East and West of Lena river (located West of 120°W in Russia): this

transition, although not apparent on the *Sturm et al.* classification certainly corresponds to real changes in the snow properties.

The satellite-derived snow classification summarizes the spatial and temporal variability of the snow pack during the winter season. It is a synthetic method to derive snow information that is not directly measurable, that is not captured by static snow classification although this information can be very relevant for modeling activities. For instance, *Sud and Mocko* [1999 a] attribute the delay in snow melt in the models partly to neglecting the snow aging on the thermal diffusivity and albedo: using the satellite derived snow classification would make it possible for each snow covered location to give an indication on the snow aging.

6. Conclusions and Perspectives

The sensitivity of passive microwave satellite observations to snow characteristics has been systematically analyzed, for a whole snow season in the Northern Hemisphere. The emissivities have been first calculated from the measured brightness temperature, thus suppressing the variable contribution of the atmosphere and surface temperature from the signal. The analysis includes the 85 GHz measurements, that is often neglected because of its higher sensitivity to the atmosphere. Coincident satellite-derived visible reflectances and active microwave backscattering coefficients are also examined to help understand the passive microwave signature.

The emissivity at 85 GHz strongly reacts to the presence of snow as soon as it covers the ground. This frequency had not been used so far for snow detection, because of its sensitivity to atmospheric changes: our preprocessing of the microwave observations (i.e., subtraction of the atmospheric contamination through the calculation of emissivities) makes it possible to use these channel that are sensitive to the atmosphere.

Vegetation does interfere with the signal that is received by the satellite. Snow emissivities also react to scattering by the snow grain growth that is related to the snow metamorphism during the winter. This phenomenon increases with frequency and is already very sensitive at 37 GHz.

Comparison with *in situ* snow depth measurements shows low correlation with the microwave emissivities on a global basis. As a consequence, snow depth retrieval will be very difficult to retrieve with accuracy from passive microwave observations on a global basis for the full snow season, confirming previous studies [e.g., *Kelly et al.*, 2003; *Grippa et al.*, 2004]. To partly alleviate these difficulties, a scheme has been developed that combines satellite observations, *in situ* measurements, and land surface models. This retrieval method is very general and could be used for any other application for which there is a need to merge the satellite observations with sparse *in situ* measurements and model outputs. Furthermore, the combination of different wavelengths partly limits the ambiguities related to the individual sensitivity of each satellite observations to the various sources of variability (snow depth, vegetation, snow metamorphism). The final retrieval algorithm is compatible with an assimilation strategy that would better constraint the behavior of surface models.

The microwave observations can also help characterize the snow physical properties. A clustering algorithm has been applied to the microwave satellite observations for a whole snow season for the Northern Hemisphere and clearly shows a strong sensitivity to the snow metamorphisms during the winter. Given that the snow metamorphism drives the snow cover evolution, first its albedo and second its mechanical properties, characterization of the snowpack using satellite observation classification can yield qualitative information for snow model parameterization.

Acknowledgments.

We would like to thank Bill Rossow from NASA/GISS for fruitful discussions and Ross Brown from Meteorological Service of Canada for the Canadian Daily Snow Depth Database (CRYSYS Project). The ERS scatterometer data have been provided by IFREMER.

This work was partly supported by a PhD grant from the Centre National d'Etudes Spatiales (Toulouse, France) and EADS/ASTRIUM (Toulouse, France).

Notes

1. If the data base of measurements was larger, the NN learning could, for example, have been done on a monthly scale rather than on the whole year. This would have a strong impact on the results.

References

- Aires, F., C. Prigent, W. B. Rossow, and M. Rothstein, A new neural network approach including first-guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature and emissivities over land from satellite microwave observations, *J. Geophys. Res.*, **106**, 14887-14907, 2001.
- Aires, F., C. Prigent, and W. Rossow, Neural network uncertainty assessment using bayesian statistics: A remote sensing application, *Neural Computation*, **16**, 2415-2458, 2004a.
- Aires, F., C. Prigent, and W.B. Rossow, Neural network uncertainty assessment using Bayesian statistics with application to remote sensing: 2. Output errors, *J. Geophys. Res.*, **109**, D10304 10.1029/2003JD004174, 2004b.
- Aires, F., C. Prigent, and W.B. Rossow, Sensitivity of satellite microwave and infrared observations to soil moisture at a global scale: 2. Global statistical relationships, *J. Geophys. Res.*, **110**, D111103, 10.1029/2004JD005094, 2005.
- Armstrong, R., CD-ROM, Historical Soviet Daily Snow Depth Version 2 (HSDSD), National Snow and Ice Data Center, Boulder, CO, USA, 2001.
- Boone, A., and P. Etchevers, An inter-comparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land-surface model: Local scale evaluation at an Alpine site. *J. Hydrometeor.*, **2**, 374-394, 2001.
- Brubaker, K. L., M. Jasinski, A. T. C. Chang, and E. Josberger, Interpolating sparse surface measurements for calibration and validation of satellite-derived snow water equivalent in Russian Siberia, Proceeding of the *Remote Sensing in Hydrology 2000* symposium, Santa Fe, New Mexico, USA, IAHS Publication, ed. M. Owe, K. Brubaker, J. Ritchie, and A. Rango, 2000.
- Brown, R. D., Northern Hemisphere snow cover variability and change, 1915-1997, *J. Clim.*, **13**, 2339-2355, 2000.
- Brun, E., P. David, M. Sudul, and G. Brunot, A numerical model to simulate snow-cover stratigraphy for operational avalanche forecasting, *J. Glaciol.*, **38**, 13-22, 1992.
- Canadian Daily Snow Depth Database, for the CRYSYS Project, Meteorological Service of Canada. Dorval, QC. CD-ROM.
- DeFries, R. S., J. R. G. Townshend, and M. C. Hansen, Continuous fields of vegetation characteristics at the global scale at 1-km resolution, *J. Geophys. Res.*, **104**, 16911-16923, 1999.
- Douville, H., J.-F. Royer, and J.-F. Mahfouf, A new snow parameterization for the Météo-France climate model, *Climate Dynamics*, **12**, 21-35, 1995.
- Frei, A., and D. A. Robinson, Northern Hemisphere snow extent: Regional variability, *Int. J. Clim.*, **34**, 1535-1560, 1999.
- Frison, P.-L., and E. Mougin, Use of ERS-1 wind scatterometer data over land surfaces, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **34**, 550-560, 1996a.
- Frison P.-L., and E. Mougin, Monitoring global vegetation dynamics with ERS-1 wind scatterometer data, *Int. J. Remote Sens.*, **17**, 3201-3218, 1996b.
- Gong, G., D. Entekhabi, J. Cohen, D. Robinson, Sensitivity of atmospheric response to modeled snow anomaly characteristics, *J. Geophys. Res.*, **109**, D06107, doi:10.1029/2003JD004160, 2004.
- Grippa, E., N. Mognard, T. Le Thoan, E. Josberger, Siberia snow depth climatology derived from SSM/I data using a combined dynamic and static algorithm, *Remote Sens. Environ.*, **93**, 30-41, 2004.
- Gutman, G. G., On the use of long-term global data of land reflectances and vegetation indices from the Advanced Very High Resolution Radiometer, *J. Geophys. Res.*, **104**, 6241-6255, 1999.
- Hollinger, J. P., R. Lo, G. Poe, R. Savage, and J. Pierce, Special Sensor Microwave/Imager user's guide, Nav. Res. Lab., Washington, D. C., 1987.
- Hollinger, S. E., and A. I. Scott, A soil moisture climatology of Illinois, *J. Climate*, **7**, 822-833, 1994.
- Judge, J., J. F. Galantowicz, A. W. England, and P. Dahl, Freeze/thaw classification for prairie soils using SSM/I radio-brightness, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35**, 827-832, 1997.
- Josberger, E. G., and N. M. Mognard, A passive microwave snow depth algorithm with a proxy for snow metamorphism, *Hydrological Processes*, **16**, 1557-1568, 2002.
- Kalnay, E., et al., The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **77**, 437-470, 1996.
- Kelly, R. E., A. T. C. Chang, L. Tsang, and J. Foster, A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **41**, 230-242, 2003.
- Kelly, R. E., and A. T. C. Chang, Development of a passive microwave global snow depth retrieval algorithm for Special Sensor Microwave /Imager (SSM/I) and Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS (AMSR-E) data, *Radio Sci.*, **38**, 8076, doi:10.1029/2002RS002648, 2003.
- Mesleh, M. A., and S. Quegan, Variability in ERS scatterometer measurements over land, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **38**, 1767-1776, 2000.
- Neale, C. M. U., M. J. McFarland, and K. Chang, Land surface type classification using microwave brightness temperatures from the Special Sensor Microwave/Imager, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **28**, 829-838, 1990.
- Mote, P. W., Trends in Snow Water Equivalent in the Pacific Northwest and their climatic causes, *Geophys. Res. Lett.*, **30**, 121601, doi:10.1029/2003GL017258, 2003.
- Moulin, S., L. Kergoat, N. Viovy, and G. Dedieu, Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA/AVHRR satellite, *J. Clim.*, **10**, 1154-1170, 1997.
- Papa, F., B. Legresy, N. Mognard, E. G. Josberger, and F. Remy, Estimating terrestrial snow depth with the Topex-Poseidon altimeter and radiometer, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **40**, 2162-2169, 2002.
- Prigent C., W. B. Rossow, and E. Matthews, Microwave land surface emissivities estimated from SSM/I observations, *J. Geophys. Res.*, **102**, 21867-21890, 1997.
- Prigent, C., W. B. Rossow, and E. Matthews, Global maps of microwave land surface emissivities: Potential for land surface characterization, *Radio Sci.*, **33**, 745-751, 1998.
- Prigent, C., F. Aires, W. B. Rossow, and E. Matthews, Joint characterization of vegetation by satellite observations from visible to microwave wavelength: A sensitivity analysis, *J. Geophys. Res.*, **106**, 20665-20685, 2001.
- Robinson, D. A., F. T. Keiming, and R. R. Heim, Global snow cover monitoring: An update, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **74**, 1689-1696, 1993.
- Rosenfeld, S., and N. Grody, Anomalous spectra of snow cover observed from Special Sensor Microwave/Imager measurements, *J. Geophys. Res.*, **105**, 14913-14925, 2000.
- Rossow, W. B., and R. A. Schiffer, Advances in understanding clouds from ISCCP, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **80**, 2261-2287, 1999.
- Sturm, M., J. Holmgren, and G. E. Liston, A seasonal snow cover classification system for local to global application, *J. Clim.*, **8**, 1261-1283, 1995.
- Sturm, M., and C. S. Benson, Vapor transport, grain growth and depth-hoar development in the subarctic snow, *J. Glaciol.*, **43**, 42-48, 1997.
- Sud, Y. C., and D. M. Mocko, New snow-physics to complement SiB. Part I: Design and evaluation with ISLSCP Initiative I dataset, *J. Meteor. Soc. Jap.*, **77**, 335-348, 1999.
- Sun, C., C. M. U. Neala, J. McDonnell, H.-D. Cheng, Monitoring land-surface snow conditions from SSM/I data using an artificial neural network classifier, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, **35**, 801-809, 1997.

- Tanré, D., B. N. Holben, and Y. F. Kaufman, Atmospheric correction algorithm for NOAA-AVHRR products: Theory and application, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 30, 231-248, 1992.
- Tucker, C. J., J. R. G. Townshend, and T. E. Goff, African land-cover classification using satellite data, *Science*, 227, 369-375, 1985.
- Ulaby, F. T., and W. H. Stiles, The active and passive microwave response to snow parameters: 2. Water equivalent of dry snow, *J. Geophys. Res.*, 45, 1045-1049, 1980.
- Wismann, V., A. Cavanie, D. Hoekmann, I. Woodhouse, K. Boehnke, and C. Schmullius, Land observations using ERS-1 scatterometer, ESA contract 11103/94/NL/CL, 1996.
- Wismann, V., A database of global C-band NRCS derived from ERS scatterometer data, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Newsletter*, 106, 7-9, 1999.
-
- E. Cordisco and C. Prigent, Centre National de la Recherche Scientifique, Laboratoire d'Études du Rayonnement et de la Matière en Astrophysique, Observatoire de Paris, 61, avenue de l'Observatoire, 75014 Paris, France (emmanuel.cordisco@obspm.fr, catherine.prigent@obspm.fr)
- F. Aires, CNRS/IPSL/Laboratoire de Météorologie Dynamique, Université Paris VI, Paris, France (Filipe.Aires@lmd.jussieu.fr)

Table 1. From top to bottom 1) monthly-mean effective emissivities at 19 GHz, 37, and 85 GHz for horizontal polarization from SSM/I 2) visible reflectances from AVHRR 3) NOAA snow cover product 4) *in situ* snow depth at the local stations. The results are presented for November 1992, January 1993, and March 1993, from left to right.

Table 2. Statistics of the estimates of the local statistics (mean and standard deviation) for the three configurations of ISBA-ES.

Table 3. This table summarizes the statistics of the prediction methods (ρ : the linear correlation, b : the bias, σ : the standard deviation and RMS : the root mean square error) for the 25% of the data with which these methods have been evaluated for the winter 1992-1993. The column entitled "*in situ*" shows the values of the mean and the standard deviation of the *in situ* measurements for all the stations in order to compare them to the statistics of the prediction methods. The "ISBA" column is associated with genuine predictions of the model. The "ISBA - 50CPopt" is for the ISBA configuration with 50 optimized components. The third block is for the artificial neural network prediction with 7 inputs. The two horizontal lines border the snow season.

Tab 1

Snow Depth vs	global	winter period			vegetation density	
		oct-dec	jan	feb-may	high	low
emis 19H	-0.06	-0.03	0.11	-0.01	0.12	-0.05
emis 37H	-0.12	-0.21	-0.01	0.08	-0.01	-0.23
emis 85H	0.04	-0.14	0.13	0.18	0.04	0.21
emis 19H-37H	0.11	0.31	0.15	-0.13	0.21	0.29
emis 37H-85H	-0.21	0.02	-0.20	-0.26	-0.07	-0.49
VIS refl	-0.04	0.16	-0.05	-0.04	0.14	-0.13
backscat.	0.26	0.15	0.27	0.30	0.22	0.19

Tab 2

configuration	Eurasia					
	μ			σ		
	ρ	b	RMS	ρ	b	RMS
ISBA genuine	0.84	0.2	5.9	0.85	0.8	6.0
ISBA 50 CP	0.84	0.2	6.0	0.85	0.8	5.9
ISBA 50 CP + optimization	0.94	0.2	3.6	0.93	-0.1	4.2

Tab 3

month 92/93	<i>in situ</i>		ISBA Retrievals								Satellite Retrievals			
			ISBA				ISBA - 50CPopt				RNA : 7→1			
	μ_{SD}	σ_{SD}	ρ	b	σ	RMS	ρ	b	σ	RMS	ρ	b	σ	RMS
jul	0.0	0.0	ND	0.0	0.0	0.0	ND	0.0	0.1	0.1	0.06	1.6	3.3	3.7
aug	0.0	0.0	ND	0.0	0.0	0.0	ND	0.0	0.1	0.1	0.12	1.9	4.4	4.8
sep	0.0	0.2	0.76	0.0	0.2	0.2	0.59	0.0	0.2	0.2	0.22	2.1	4.2	4.7
oct	1.9	3.9	0.87	0.0	2.5	2.5	0.89	0.0	1.8	1.8	0.78	1.8	5.1	5.4
nov	9.1	11.7	0.91	1.2	5.6	5.7	0.97	0.0	3.0	3.0	0.88	0.8	6.2	6.2
dec	15.8	16.1	0.88	2.9	8.6	9.1	0.95	-0.4	5.1	5.1	0.86	0.0	3.9	3.9
jan	22.8	21.0	0.86	3.6	11.1	11.7	0.93	0.0	7.8	7.8	0.90	1.3	7.9	8.0
feb	28.6	26.7	0.85	2.5	14.5	14.7	0.92	0.0	10.6	10.6	0.93	-1.3	9.7	9.8
mar	26.4	27.7	0.73	-3.2	18.7	19.0	0.91	0.8	11.4	11.4	0.94	-0.5	9.7	9.8
apr	13.6	23.7	0.59	-4.9	19.8	20.4	0.89	1.0	10.8	10.8	0.91	0.8	9.7	9.7
may	1.9	8.7	0.68	-0.7	6.4	6.4	0.97	0.0	2.3	2.3	0.90	2.3	5.8	6.2
jun	0.0	0.0	ND	0.0	0.0	0.0	ND	0.0	0.4	0.4	0.00	1.7	3.8	4.1

Figure 1. From top to bottom 1) monthly-mean effective emissivities at 19 GHz, 37, and 85 GHz for horizontal polarization from SSM/I 2) visible reflectances from AVHRR 3) NOAA snow cover product 4) *in situ* snow depth at the local stations. The results are presented for November 1992, January 1993, and March 1993, from left to right.

Figure 2. Relationship between snow depth and snow water equivalent as derived from the available measurements in Canada for the winter 1992-1993. The measurements are separated by months and a regression is given for each winter period (beginning, middle and end of the winter).

Figure 3. Cross-section of the various monthly mean measurements at 55.5°N in Russia between 40°E and 90°E. From top to bottom: 1) the SSM/I microwave emissivities at 19, 37, and 85 GHz (horizontal polarizations) along with the emissivity difference between 19 and 37 GHz; 2) the AVHRR visible reflectances; 3) the ECMWF surface air temperatures; 4) the *in situ* snow depth at the local stations; 5) the topography. Each variable is presented for November 1992, January 1993, and March 1993.

Figure 4. Normalized histograms of the microwave emissivities and the visible reflectances for three types of vegetation, for January 1993 for all the pixels that are fully snow covered in the area 60E 90E and 52 63N.

Figure 5. Time series of the various measurements from October 1992 to May 1993 for two locations: at 134E 60.38N (deciduous forests) in Russia and at 80.7W 51.38N (evergreen forests) in Canada. From top to bottom: the microwave emissivity daily estimates (clear sky only) at 19, 37, and 85 GHz for the horizontal polarization; the daily emissivity differences for horizontal polarization (19 GHz- 37 GHz, 37 GHz -85 GHz); monthly mean AVHRR visible reflectances; the surface skin temperature; the *in situ* snow depth measurements.

Figure 6. Normalized histograms of the microwave emissivities, the visible reflectances, and the snow depth for five winter month in North America (92.7W 88.9W 49.13N 52.88N) over evergreen forest.

Figure 7. Local linear correlation between the snow depth and the emissivity difference at horizontal polarization (19 GHz – 37 GHz) for the 1992-1993 winter season.

Figure 8. Global linear correlation between the normalized snow depth and the normalized emissivity difference at horizontal polarization (19 GHz – 37 GHz) for the 1992-1993 winter season. The correlation coefficient is indicated.

Figure 9. Samples of *in situ* (dashed lines) and retrieved (solid lines) snow depth time series for the 1992-1993 winter. Top: not correctly predicted. Bottom: correctly predicted.

Figure 10. Map of the snow depths retrieved from the satellite observations using a Neural Network method along with the *in situ* measurements for December 1992 over Eurasia.

Figure 11. Upper and middle panels: the variation of the center of each cluster for each piece of information along with its standard deviation around the center value. Lower panel: the corresponding values for the visible reflectances.

Figure 12. Three upper panels: for three different months in the winter, the result of the clustering. Fourth panel: the snow classification by *Sturm et al.* [1995]. Lower panel: the vegetation classification by *Matthews* [1983].

Figure 13. From left to right: The distribution of the classes deduced from the microwave satellite observations for the whole winter season, for November, for January, and for March for each dominant class in the *Sturm et al.* [1995] classification.

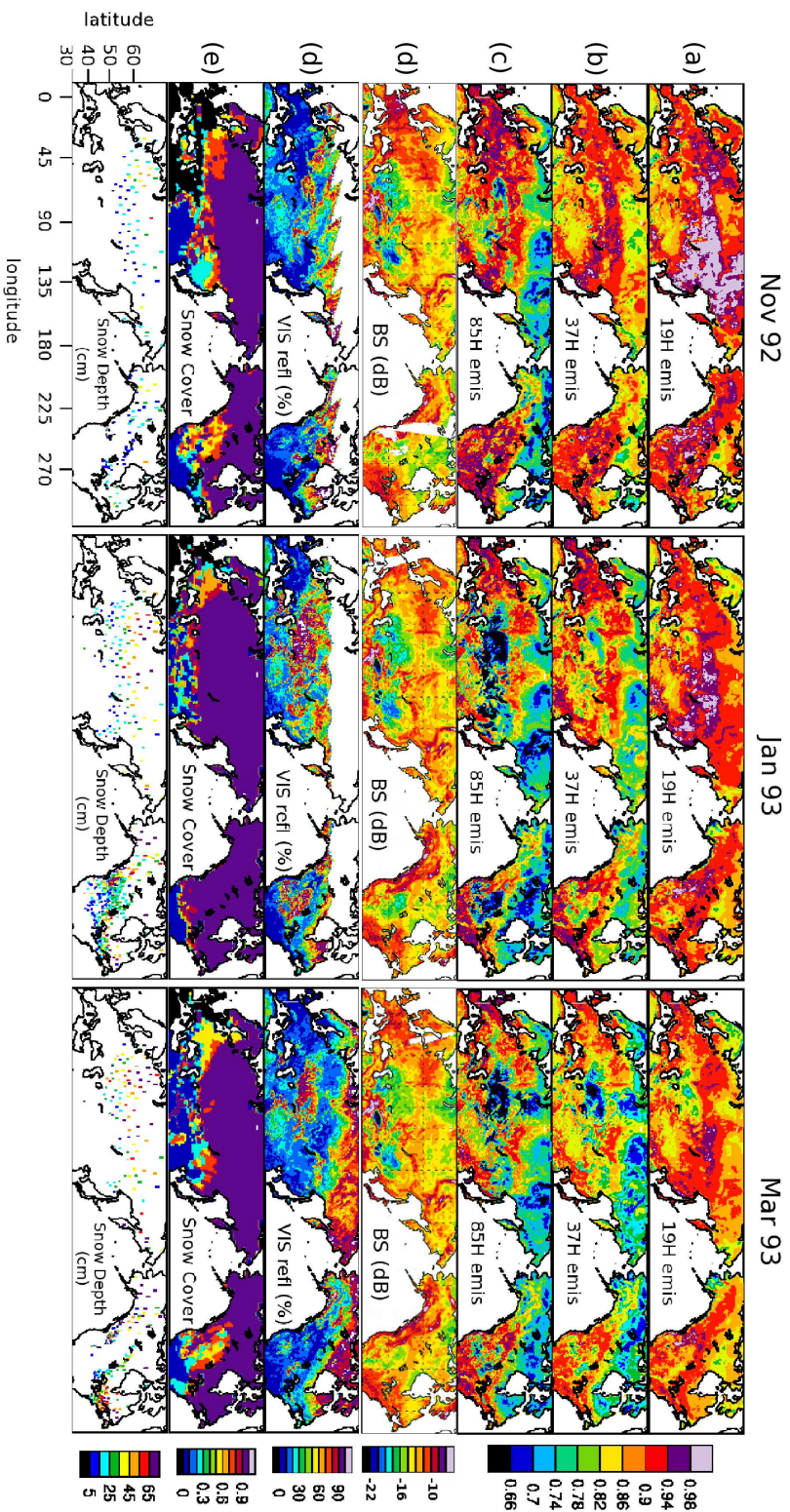


Fig 1

Fig 2

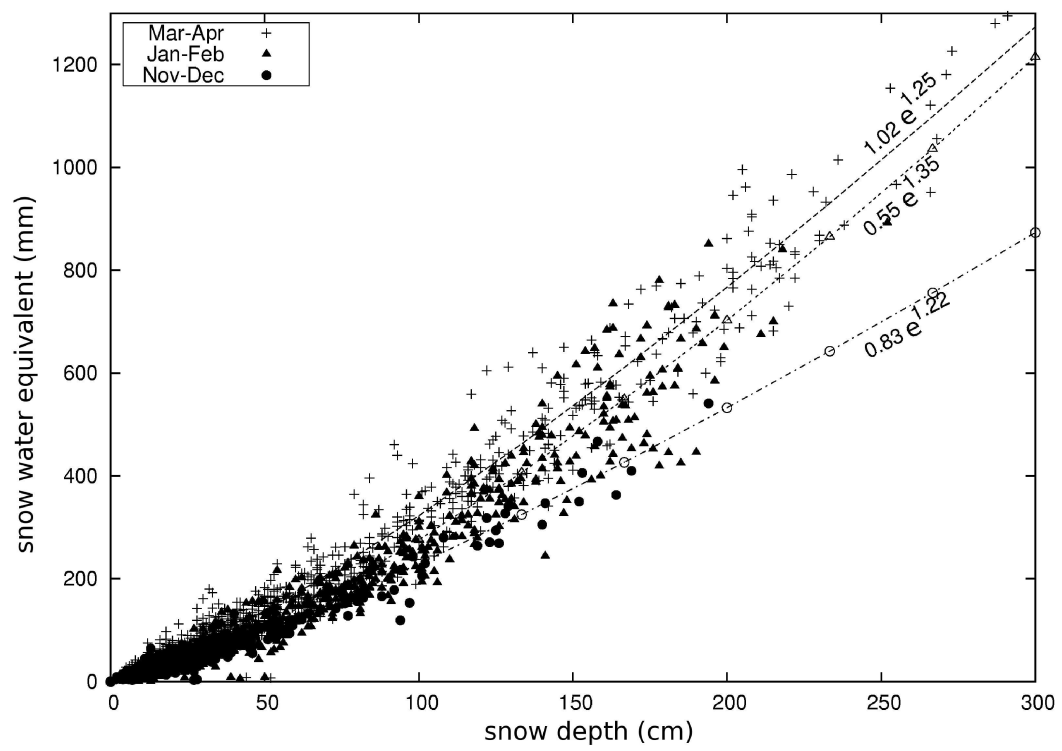


Fig 3

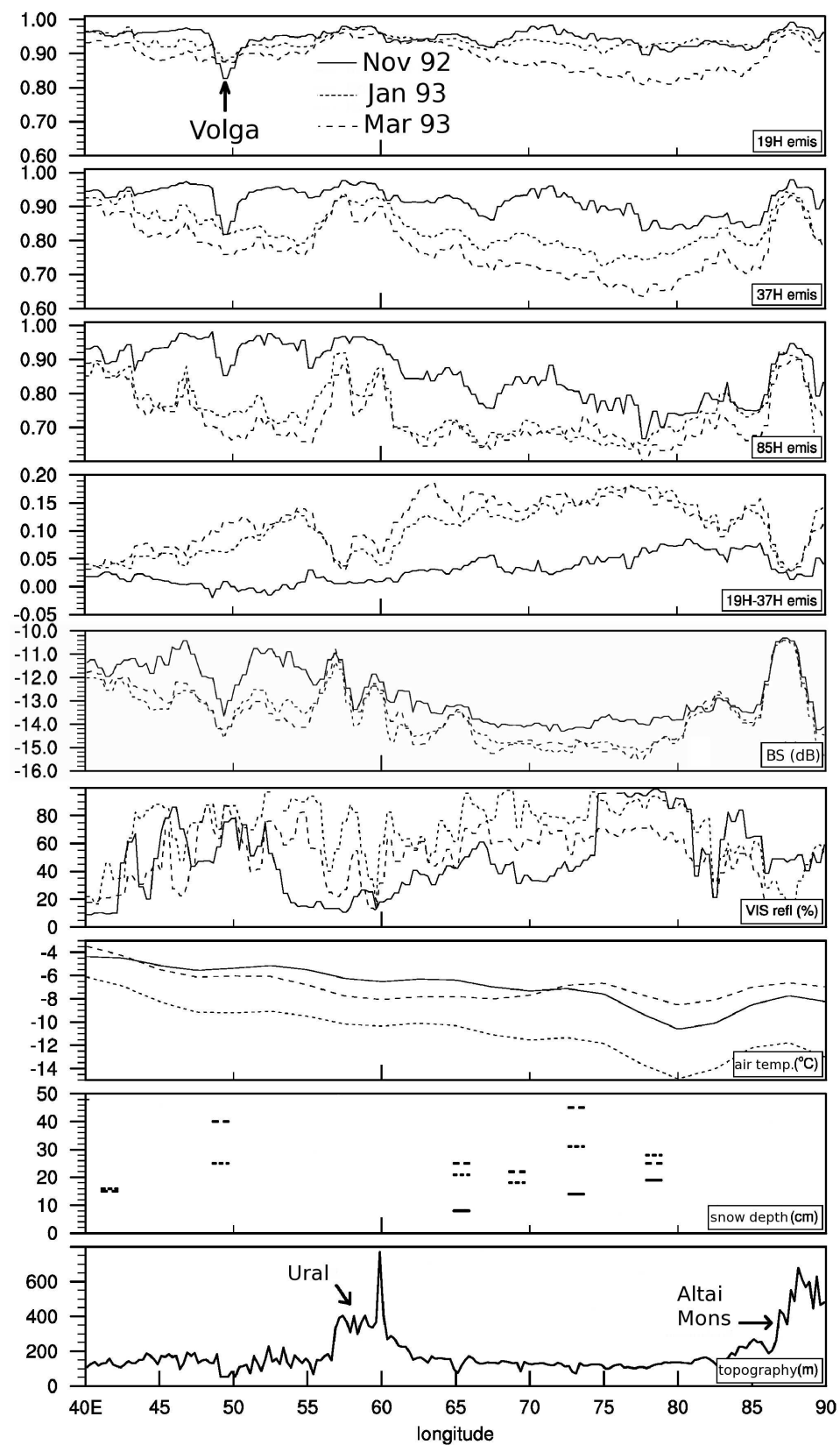


Fig 4

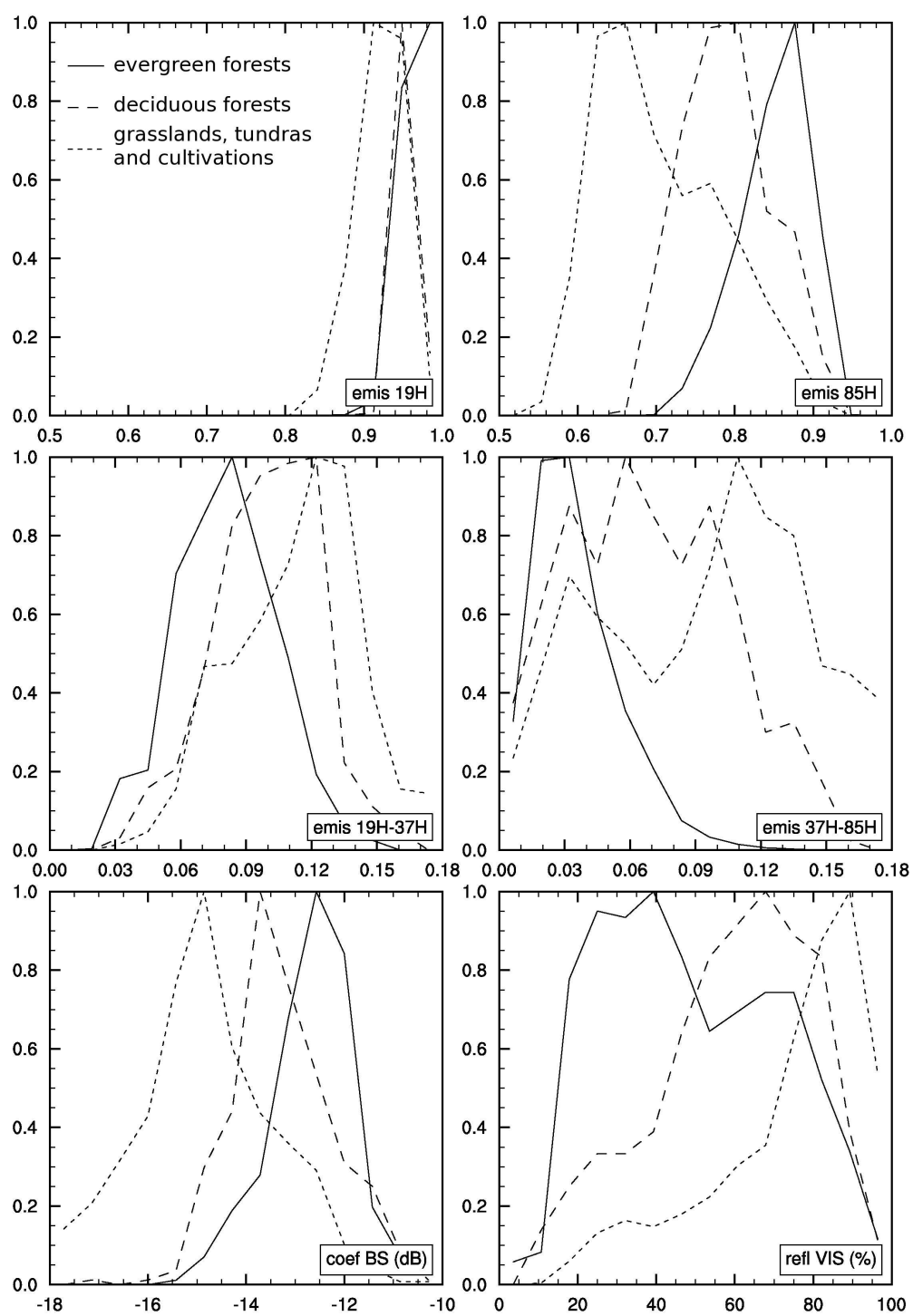


Fig 5

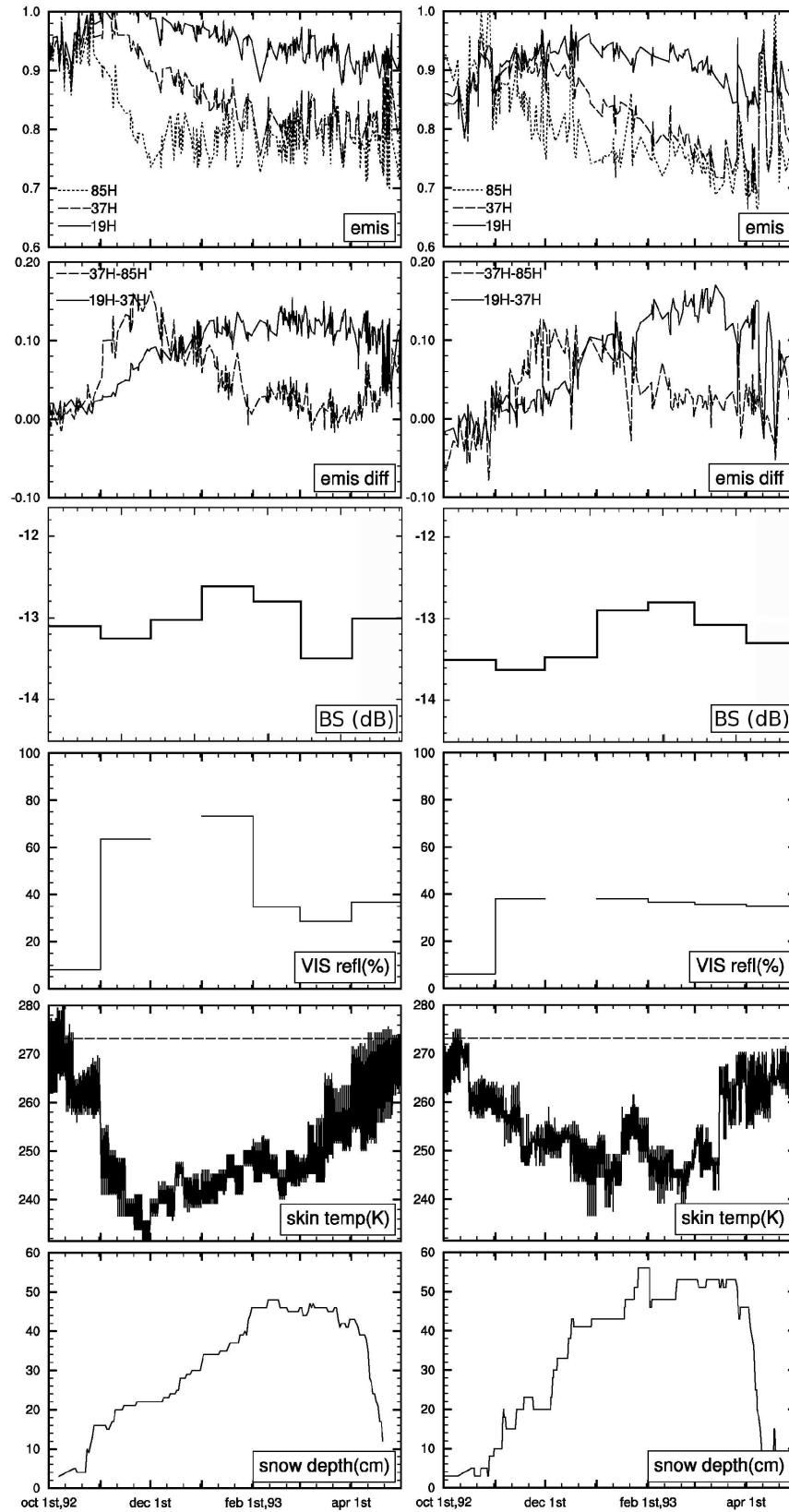


Fig 6

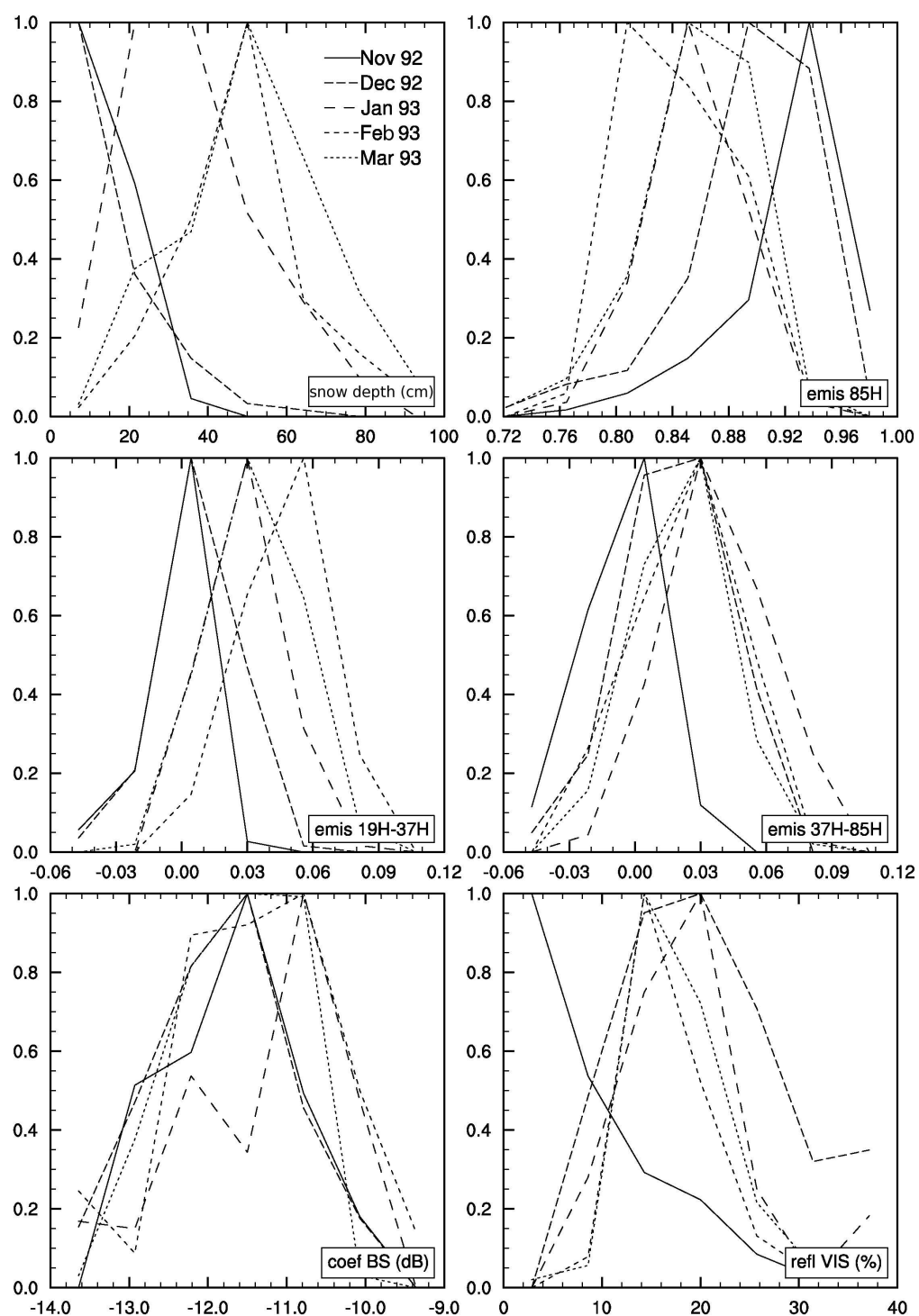


Fig 7

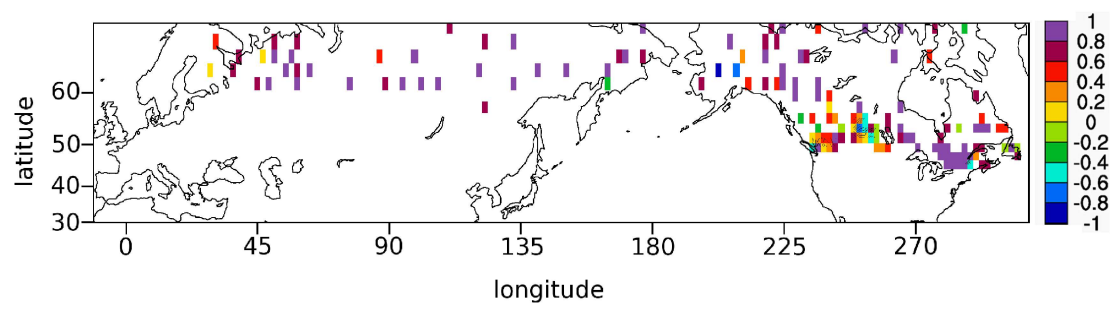


Fig 8

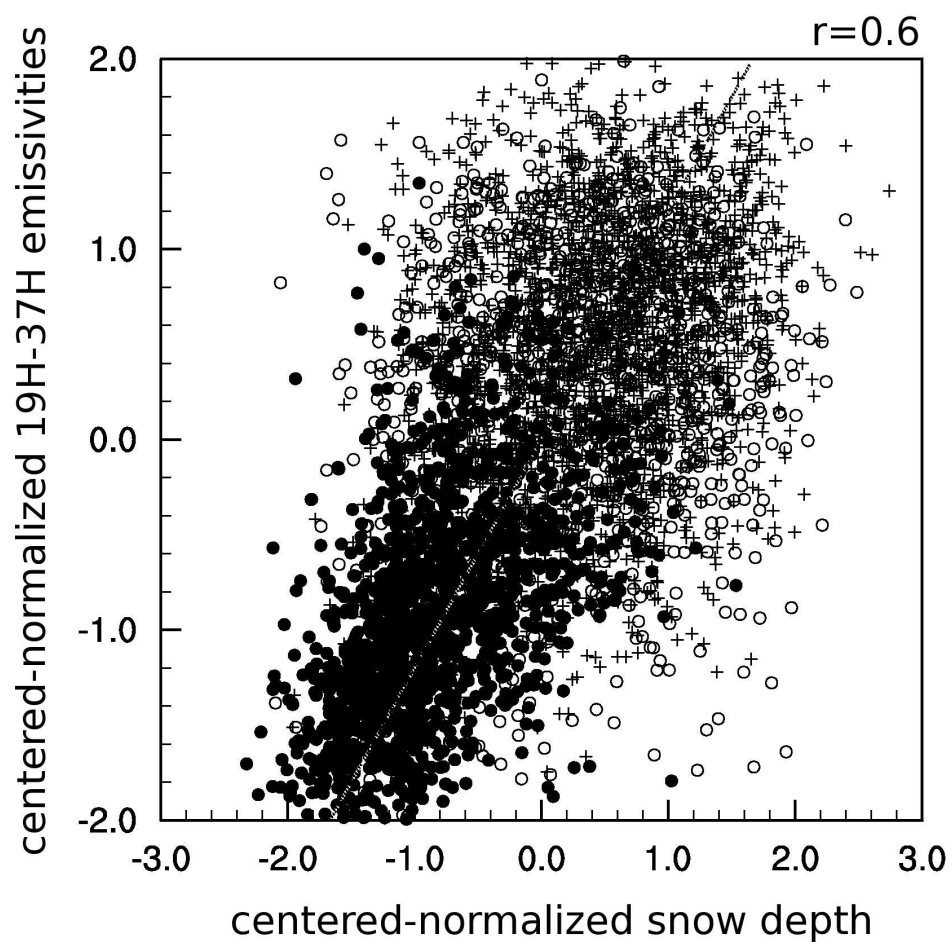


Fig 9

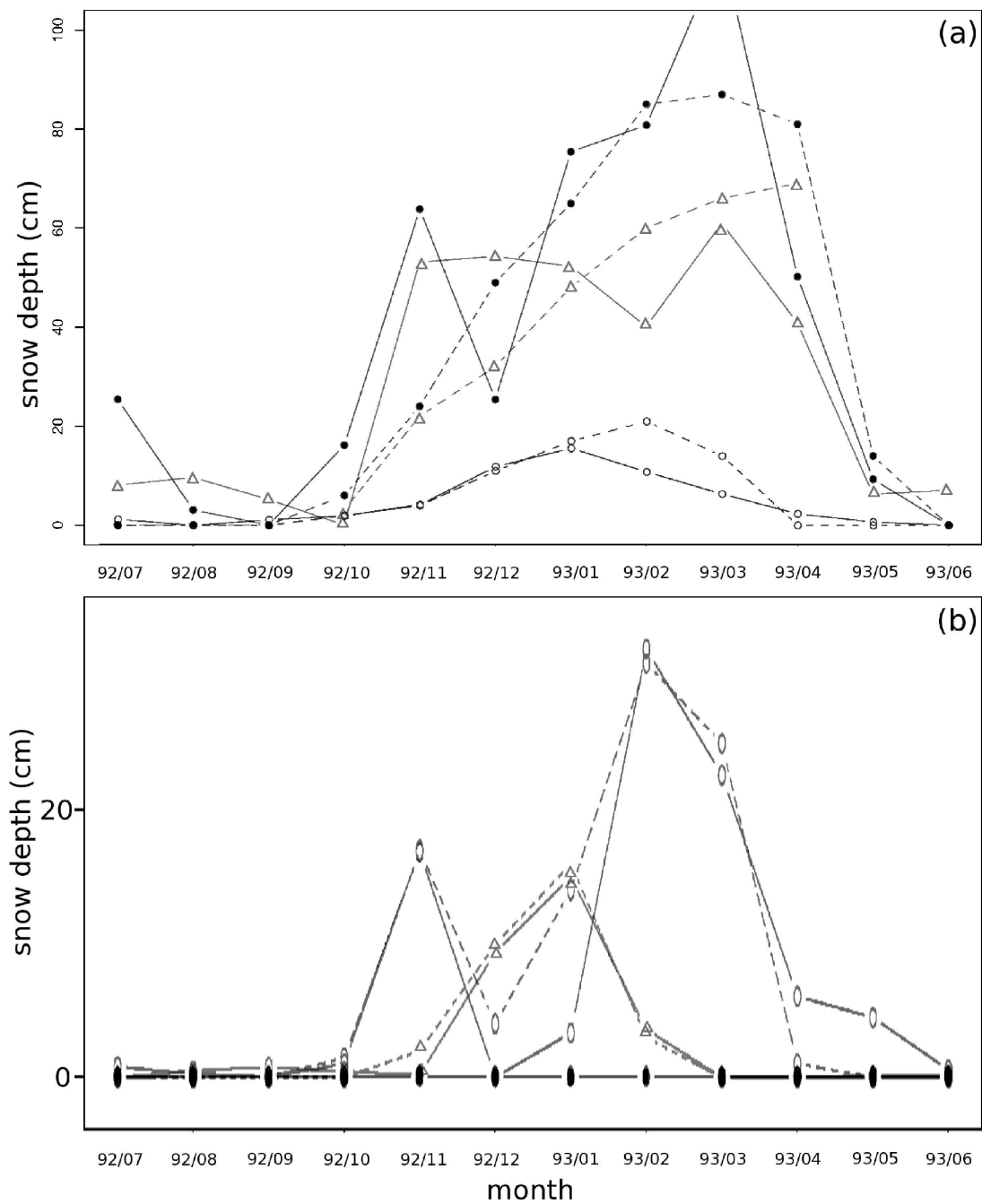


Fig 10

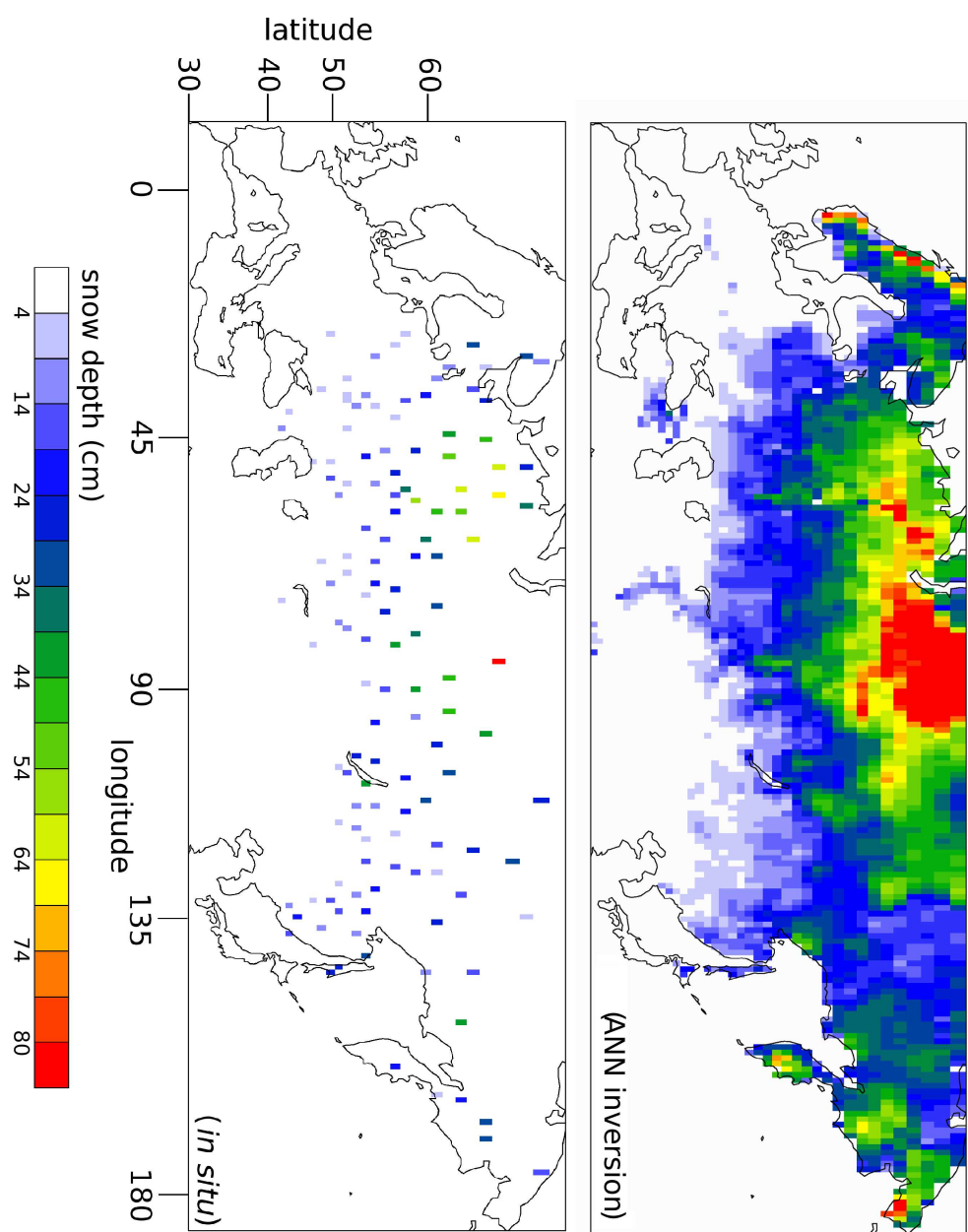


Fig 11

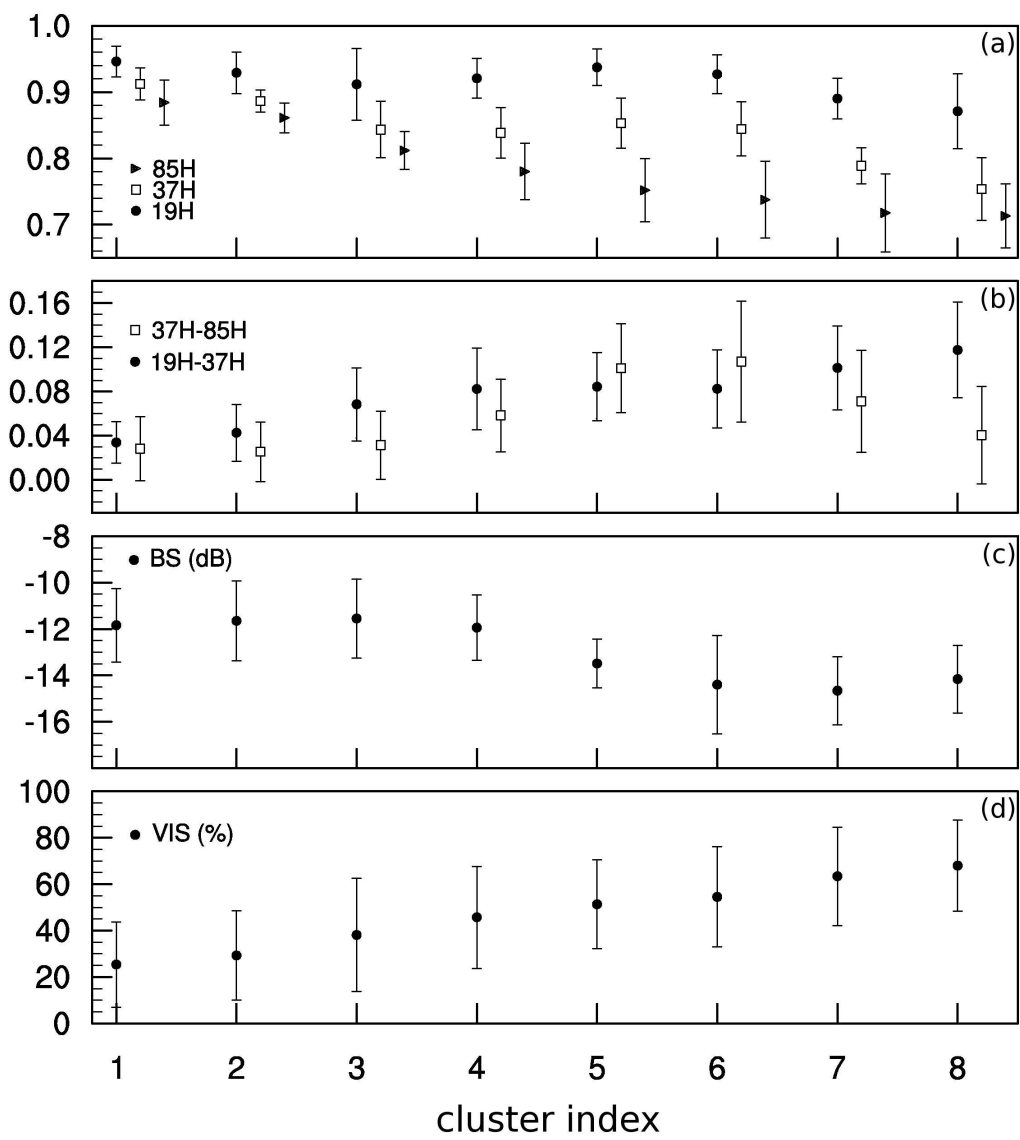


Fig 12

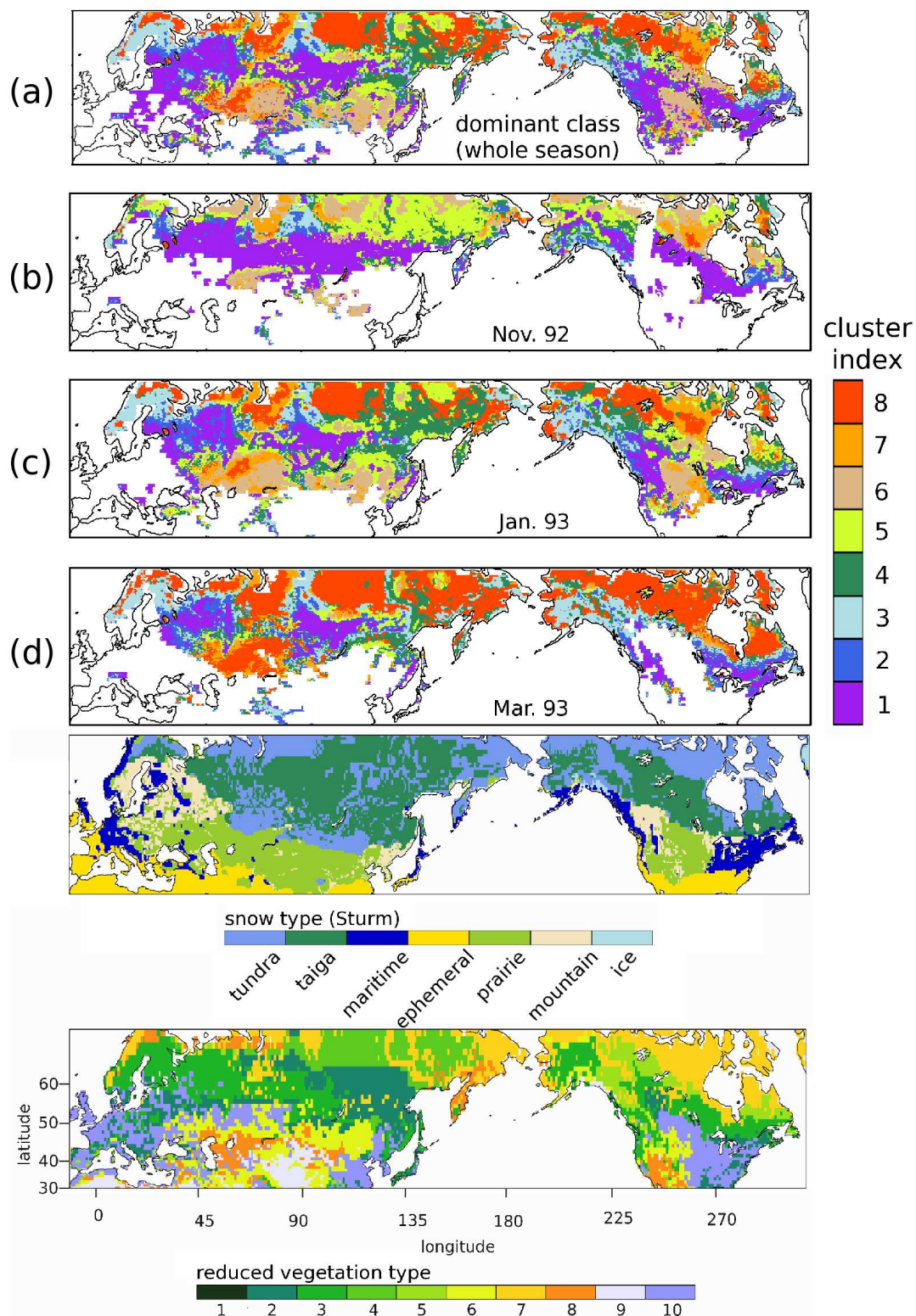
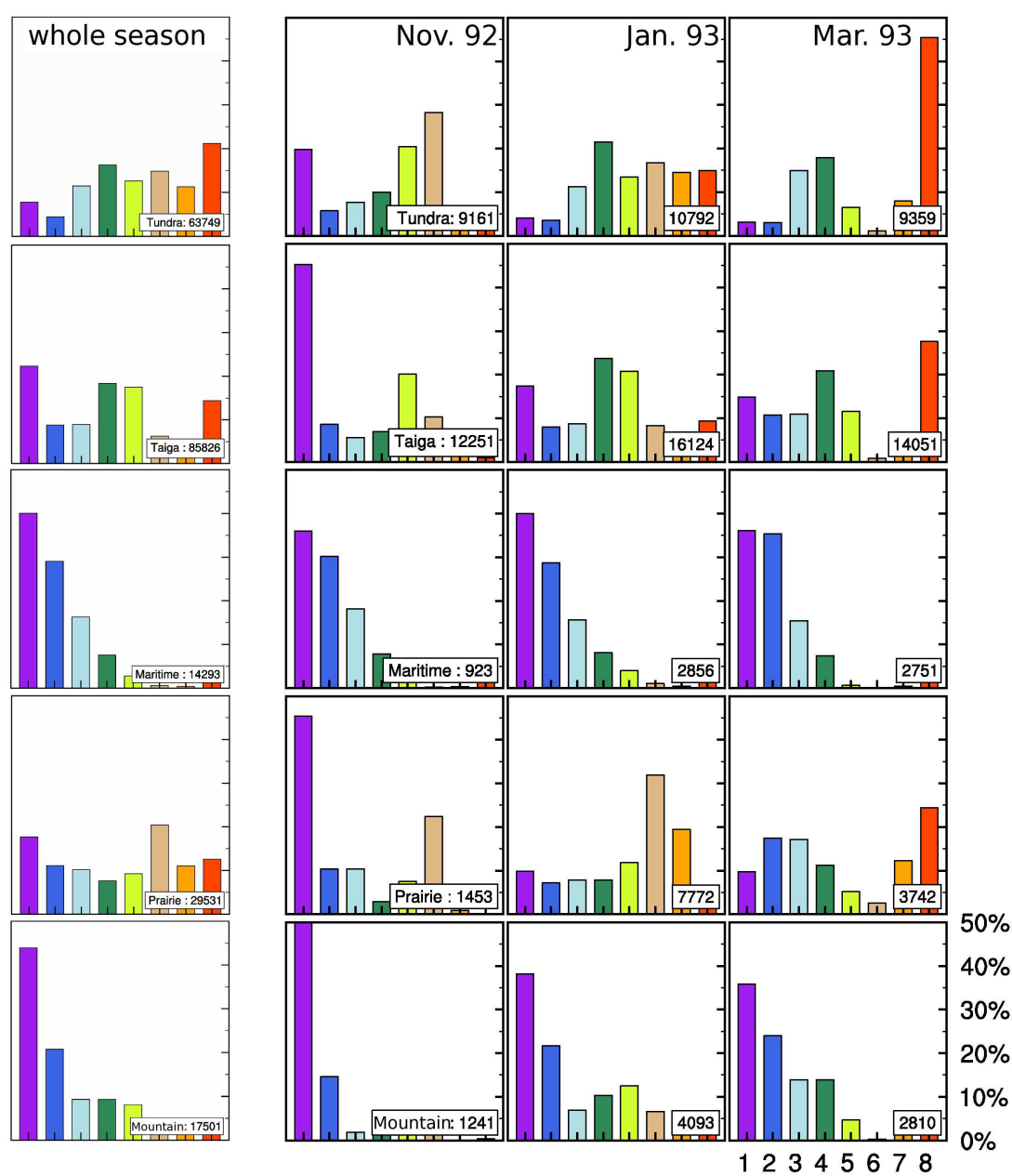


Fig 13



Annexe B

Le comportement du sol

L'objectif de cette annexe est double. Il s'agit d'abord de présenter de façon très simplifiée à l'aide de petits modèles théoriques le lissage par la neige d'une surface plus ou moins rugueuse pour interpréter qualitativement le comportement des signaux de rétro-diffusion observés au-dessus d'une zone enneigée.

Ensuite, il s'agit de montrer que dépendamment de l'épaisseur de la neige fraîchement tombée, que l'épaisseur totale du manteau ne varie pas de la même manière.

B.1 rugosité d'échelle

Cette sensibilité à la rugosité à ces deux échelles s'explique par la relation qui lie la rugosité à grande échelle (montagne) à celle à petite échelle (caillou). En effet, l'érosion et plus généralement, les processus de fragmentation répartissent l'énergie d'un système aux différentes échelles. Sans entrer dans la géométrie fractale, ces phénomènes se rencontrent fréquemment dans la nature, par exemple les turbulences atmosphériques à l'approche d'un obstacle. La figure B.1 montre l'intensité des composantes de Fourier d'une région montagneuse (les Alpes entre 7°E et 15°E à 46,5°N) en fonction de la fréquence rapportée à la fréquence de Nyquist (fréquence maximale en fonction de l'échantillonnage). La courbe verte représente la fonction qui est utilisée, $P(\nu) = a\nu^b$, pour l'ajustement par les moindres carrés.

Les expériences menées sur les Alpes et les Andes donnent $a \sim 10^4$ à 10^5 et $b = -1,1 \pm 0,1$. Celles menées sur des régions de faible relief (Amazonie et Grandes Plaines américaines) donnent $a \sim 10$ et $b = -2 \pm 0,05$. Ces deux paramètres adoptent donc des comportements bien distincts selon la région.

Les paramètres ci-dessus conduisent, à l'échelle du mètre, à des aspérités de l'ordre de quelques centimètres (gros gravier) sur une région accidentée et de quelques microns sur une région beaucoup plus douce. Certes, ces valeurs sont à prendre avec du recul, car il ne s'agit pas là de rendre compte de la réalité absolue, mais relative entre les régions montagneuses et les plaines.

La relation entre les différentes échelles de rugosité semble donc valide et permet de relier les remarques faites quant aux comportements des observations satellites sur la canopée (moyenne échelle) et la topographie (grande échelle).

Toutefois, ces résultats sont à prendre avec soin : il ne s'agit là que d'un petit développement théorique basé sur la redistribution des grandes échelles vers les plus petites.

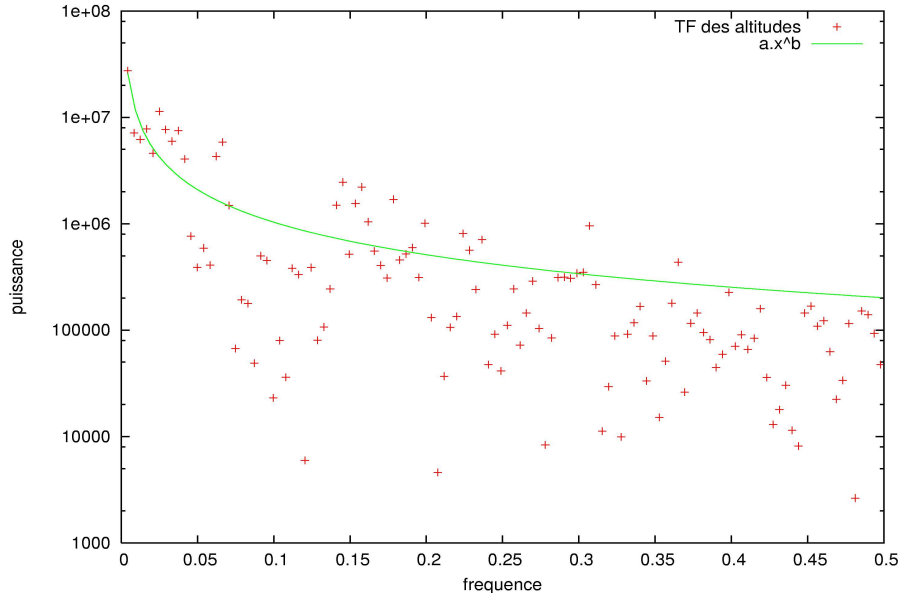


FIG. B.1: Puissance spectrale (en rouge) du relief sur les Alpes. En vert, la fonction d'ajustement en loi de puissance.

B.2 modèle de lissage par enneigement

Un modèle simple de lissage des surfaces a été mis en place afin de rendre compte de la diminution de la rétro-diffusion d'ERS-1 lorsque la neige vient recouvrir un sol plus ou moins accidenté.

Ce modèle s'appuie sur l'hypothèse liquide, c'est-à-dire que la neige se dépose de préférence dans les trous. Cette hypothèse est sous-tendue par l'effet du vent qui dégage les sommets des aspérités de surface en déplaçant la neige vers les cuvettes.

La figure B.2 présente deux cas de rugosité différentes. Lorsque la rugosité est faible, quelques centimètres de neige (ici 2 cm) suffisent à avoir une surface plane. La rugosité augmentant, l'épaisseur du manteau doit être également plus importante, confirmant ainsi un résultat intuitif, même si la forme non-linéaire de la diminution ne l'est pas.

B.3 modèle de tassement

Une fois la neige tombée au sol et après avoir provoqué un lissage des surfaces, à force de s'accumuler les couches du manteau subissent une compression due au poids des couches supérieures. La neige étant un milieu déformable, elle se transforme donc en partie sous cet effet de compression.

La variation d'épaisseur dh du manteau neigeux lorsqu'une pression $d\delta p$ est exercée à sa surface est supposée d'autant plus grande que cette épaisseur h est importante, *i.e.* toutes les sous-couches sont compressibles, et ce jusqu'à une certaine épaisseur d'incompressibilité h_{\pm} (cas limite liquide).

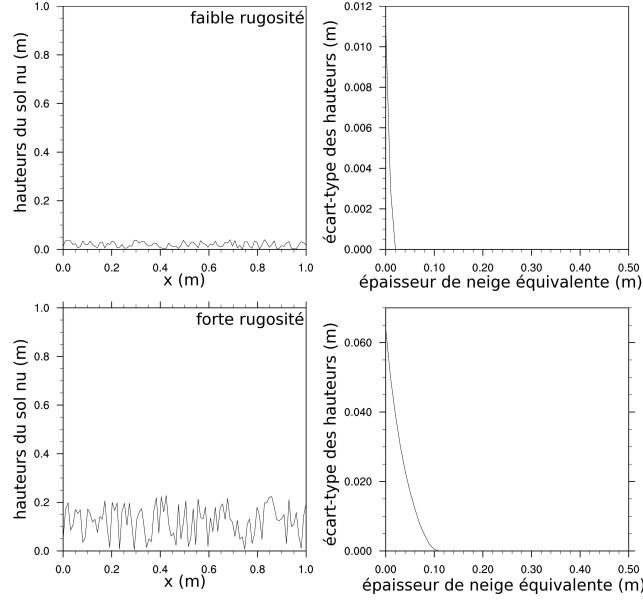


FIG. B.2: Exemple du lissage par le dépôt neigeux sur deux surfaces de rugosité différentes. L'estimation de la rugosité se fait par le calcul de l'écart-type des hauteurs d'une coupe d'un mètre.

$$\frac{dh}{d\delta p} \propto (h - h_{\pm})$$

soit,

$$\frac{dh}{d\delta p} = a \cdot (h - h_{\pm})$$

Quand on cherche à intégrer cette expression, on regroupe les variables

$$\frac{dh}{(h - h_{\pm})} = a \cdot d\delta p$$

pour alléger, on effectue le changement de variable

$$u = (h - h_{\pm})$$

l'intégration logarithmique entre l'instant initial, i , (où la couche de nouvelle neige vient juste de se déposer, avant que la compression n'ait lieu) et l'instant final, f , (l'état d'équilibre en fin de compression) donne

$$\begin{aligned} \int_i^f \frac{du}{u} &= \int_i^f a \cdot d\delta p \\ \ln |u_f| - \ln |u_i| &= a \cdot (\delta p_f - \delta p_i) \\ \ln |u_f| &= \ln |u_i| + a \cdot (\delta p_f - \delta p_i) \\ |u_f| &= |u_i| \cdot e^{a \cdot (\delta p_f - \delta p_i)} \end{aligned}$$

puisque l'équilibre est atteint à l'instant final, il n'y a pas de surpression :

$$\delta p_f = 0$$

la pression initiale ayant pour origine le poids de la couche déposée, de masse volumique ρ , d'épaisseur e_n et avec g la constante de pesanteur,

$$\delta p_i = p_{\vec{P}} = \frac{mg}{S} = \frac{\rho V g}{S} = \frac{\rho S e_n g}{S} = \rho e_n g$$

$$|u_f| = |u_i| \cdot e^{-a \rho g e_n}$$

l'épaisseur finale ne pouvant pas être plus petite que l'épaisseur d'incompressibilité (d'après l'hypothèse formulée au début)

$$u = (h - h_{\underline{\cdot}}) > 0$$

on peut renommer a en χ , coefficient de compressibilité,

$$(h - h_{\underline{\cdot}}) = (h_i - h_{\underline{\cdot}}) \cdot e^{-\chi \rho g e_n}$$

Ainsi la variation d'épaisseur est donnée par

$$\Delta h = (h - h_i) = (h_i - h_{\underline{\cdot}}) \cdot (e^{-\chi \rho g e_n} - 1)$$

Sous l'hypothèse que la couche déposée ne subit pas de compression, l'épaisseur de neige totale du manteau est donnée par

$$e_{tot} = e_n + h$$

En prenant des valeurs cohérentes des différentes variables, on aboutit à $\chi \sim 10^{-5} \text{ Pa}^{-1}$.

Ainsi, la compression des couches inférieures du manteau implique que l'épaisseur de neige ne peut être considéré comme la superposition simple des épaisseurs des couches de chaque chutes.

Annexe C

La méthode de l'ACP

L'idée centrale de l'analyse en composantes principales est de réduire le nombre de dimension d'un jeu de données contenant des variables liées en conservant le maximum d'information. Cela est obtenu en projetant les données originales dans un nouvel espace, celui des composantes principales. Celles-ci forment une base orthogonale et sont donc non-corrélées entre-elles. Leur ordre est déterminé par la quantité d'information à laquelle chacune est associée. En limitant le nombre des composantes, cette méthode s'apparente à un filtrage.

Les premières descriptions de cette technique datent de 1901 par Pearson et de 1933 par Hotelling. Dans son article *Pearson* (1901), Pearson adopte une approche géométrique en cherchant les droites et les plans qui ajustent au mieux un ensemble de points dans un espace p -dimensionnel. Cette méthode peut être facilement adaptée aux problèmes numériques. Mais pour un nombre de dimension supérieur à 4, Pearson sous-entendait que les calculs devenaient encombrants pour les moyens de l'époque. Hotelling utilise l'algèbre pour formaliser cette méthode *Hotelling* (1933).

Soit $\{X\}$ les variables d'origine des données et soit $\{C\}$ les variables du nouvel espace, combinaisons linéaires des $\{X\}$

$$C_j = \sum_{i=1}^p a_{i,j} X_i$$

Pour déterminer les coefficients $a_{i,j}$, $\{C\}$ vérifie

$$\langle C_i | C_j \rangle = 0 \quad \forall i \neq j$$

et la maximisation de la variance par importance décroissante.

Géométriquement, la première composante détermine la direction selon laquelle l'étirement du nuage de points est maximal. Cela revient à chercher la droite passant par le centre de gravité réalisant le meilleur ajustement. La seconde composante détermine une droite perpendiculaire à la première et passant par le centre de gravité suivant l'étirement maximal dans le sous-espace restant.

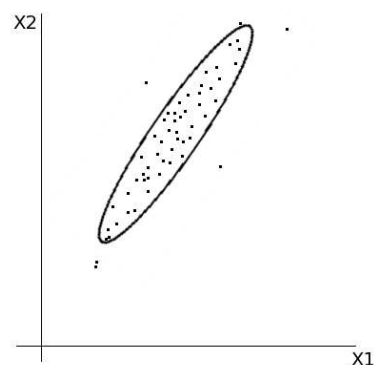


FIG. C.1: Données dans l'espace de départ.

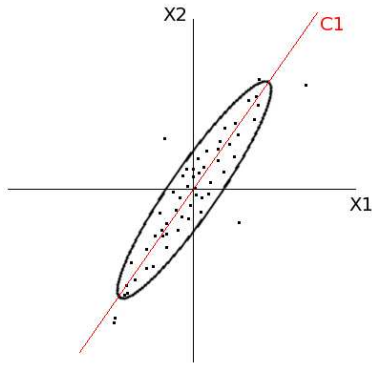


FIG. C.2: Données centrées par la moyenne.

$\{C_1, C_2\}$ constitue le plan principal dans lequel la dispersion est optimale. À 2 dimensions, l'intégralité de l'information est alors traduite dans ce plan. Pour des espaces avec un plus grand nombre de dimensions, la recherche des axes se poursuit selon le même principe.

Algébriquement, puisque la variance est donnée par

$$\begin{aligned}
 \sigma^2 &= \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p {}^t(x_i - x_j)(x_i - x_j) \\
 &= \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p {}^t((x_i - \langle x \rangle) + (\langle x \rangle - x_j))((x_i - \langle x \rangle) + (\langle x \rangle - x_j)) \\
 &= \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p {}^t(x_i - \langle x \rangle)(x_i - \langle x \rangle) + {}^t(\langle x \rangle - x_j)(\langle x \rangle - x_j) + \dots \\
 &\quad \dots + 2 {}^t(x_i - \langle x \rangle)(\langle x \rangle - x_j) \\
 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t(x_i - \langle x \rangle)(x_i - \langle x \rangle)
 \end{aligned}$$

et que l'opérateur de projection orthogonale sur une droite de vecteur unitaire \mathbf{u} s'écrit

$$\Pi = u {}^t u$$

avec ${}^t u u = 1$

alors la variance des données projetées vaut

$$\begin{aligned}
 \sigma_u^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t(\Pi(x_i - \langle x \rangle))\Pi(x_i - \langle x \rangle) \\
 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t(u {}^t u x_i - u {}^t u \langle x \rangle)(u {}^t u x_i - u {}^t u \langle x \rangle) \\
 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t(x_i - \langle x \rangle)(u {}^t u u {}^t u)(x_i - \langle x \rangle)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\sigma_u^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t(x_i - \langle x \rangle) u {}^t u (x_i - \langle x \rangle) \\
&= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p {}^t u (x_i - \langle x \rangle) {}^t (x_i - \langle x \rangle) u \\
&= {}^t u \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^p (x_i - \langle x \rangle) {}^t (x_i - \langle x \rangle) \right) u \\
&= {}^t u V u
\end{aligned}$$

V est la matrice des variances-covariances, symétrique et définie positive. Cette variance des observations projetées doit être maximisée sous la contrainte ${}^t u u = 1$. D'où l'emploi de la fonction de Lagrange

$$L = {}^t u V u + \lambda(1 - {}^t u u)$$

λ est le multiplicateur de Lagrange. L admet un extremum pour $\partial_u L = 0$ d'où l'équation aux valeurs propres de V

$$V u = \lambda u$$

V est symétrique et définie positive, donc les valeurs propres sont réelles positives. la variance des données projetées est

$$\sigma_u^2 = {}^t u V u = {}^t u \lambda u = \lambda$$

Reste à projeter les données sur le vecteur propre u_1 associé à la valeur propre λ la plus grande. Pour trouver le second axe de variance maximale, il faut ajouter la contrainte ${}^t u u_1 = 0$. Ainsi de suite.

La variance totale est

$$\sigma^2 = \text{tr}(V)$$

Dans le cas où les données initiales sont très dispersées, elles prennent le pas sur les autres, il faut alors préférer l'utilisation des données centrées réduites. La méthode consistera à résoudre l'équation aux valeurs propres de la matrice des corrélations. La décomposition peut être alors moins précise par perte d'information.

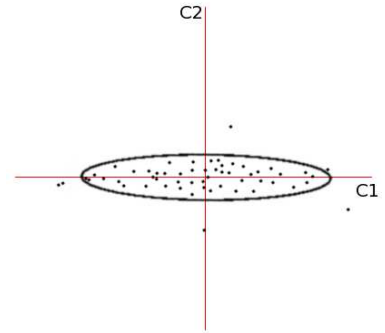


FIG. C.3: *Données transformées (rotation), maximisant la variance selon les nouveaux axes.*

Annexe D

Les fonctions de corrélations

Au cours de ces travaux, on a eu souvent recours au calcul des corrélations linéaires entre les données grâce à l'information qu'elles apportent sur leur inter-dépendance.

On appelle fonction de covariance des variables u et v , la fonction

$$C_{u,v}(\vec{r}) = \int_{\mathbb{R}^n} u(\vec{x}) \cdot v(\vec{x} + \vec{r}) d\vec{x}$$

les auto-covariances sont données par

$$\langle u, u \rangle = \sigma_u^2 \langle v, v \rangle = \sigma_v^2$$

les covariances croisées

$$\langle u, v \rangle = \langle v, u \rangle \equiv \rho \cdot \sigma_u \sigma_v$$

on appelle ρ le coefficient de corrélation $-1 \leq \rho \leq 1$

La fonction de corrélation répond à la question : Quelle est la probabilité de déterminer la variable aléatoire v à la distance $\vec{x} + \vec{r}$ sachant que l'on connaît la variable aléatoire u à la position \vec{x} ?

rôle du bruit C'est un élément inhérent à toute mesure physique, il convient donc de comprendre son influence sur la corrélation.

Soit $u = \lambda \cdot v + b$, avec b un bruit s'ajoutant à la variable v et altérant la mesure de u . alors on a

$$\langle u, u \rangle = \langle (\lambda \cdot v + b), (\lambda \cdot v + b) \rangle = \lambda^2 \langle v, v \rangle + 2 \cdot \lambda \langle v, b \rangle + \langle b, b \rangle$$

puisque le bruit est rarement corrélé au signal (sauf en cas de biais instrumental), $\langle v, b \rangle = 0$. Par ailleurs,

$$\langle u, v \rangle = \langle (\lambda \cdot v + b), v \rangle = \lambda \langle v, v \rangle + \langle v, b \rangle = \lambda \langle v, v \rangle$$

d'où

$$\lambda = \frac{\langle u, u \rangle - \langle b, b \rangle}{\langle u, v \rangle}$$

En l'absence de bruit, la fonction de corrélation est alors donnée par

$$\rho(\vec{r}) = \frac{\langle u, v \rangle_{\vec{r}}}{\sqrt{\langle u, u \rangle_{\vec{r}} \cdot \langle v, v \rangle_{\vec{r}}}}$$

si du bruit est ajouté sur la mesure vraie de u , alors

$$\rho(\vec{r}) = \frac{\langle u, v \rangle_{\vec{r}}}{\sqrt{(\langle u, u \rangle_{\vec{r}}^{\text{vrai}} + \langle b, b \rangle_{\vec{r}}) \cdot \langle v, v \rangle_{\vec{r}}}}$$

puisque $\langle b, b \rangle \geq 0$, la corrélation diminue en présence de bruit.

Annexe E

Les logiciels utilisés

L'un des aspect incontournable d'une thèse de physique aujourd'hui est le recours à l'informatique : l'utilisation des machines pour le calcul mais aussi des logiciels. Ces années de thèse ont été l'occasion d'étendre mes connaissances dans le domaine. Cela a été aussi l'occasion de faire des choix concernant l'emploi de l'outil informatique.

Si l'utilisation des grosses machines type UNIX ne s'est pas vraiment justifié pour ces travaux, cela vient entre-autre du développement des performances calculatoires d'ordinateurs personnels. D'ailleurs, aujourd'hui et compte-tenu du prix du développement des nouvelles CPU, seules les entreprises possédant une large base de clients peut se permettre de rester dans la course. Ainsi, même les constructeurs UNIX très attachés au développement de leur puce en interne (Sun, Hewlett-Packard, Silicon Graphics Inc) se tournent de plus en plus vers les solutions offertes par Intel et AMD. D'autres, encore incontournables par leur ressources financières optent pour des partenariats technologiques pour continuer à proposer leur propres architectures (IBM). Mais cela ne cache pas la tendance de fond.

Par ailleurs, le logiciel a également une très grande importance. Du choix de tel ou tel logiciel dépendra la productivité des résultats. Soit par une meilleure conception du code faisant qu'à tâche égale, un logiciel exécutera le traitement plus rapidement qu'un autre. Soit par une interface plus opérationnelle évitant une perte de temps due à la compréhension par l'utilisateur. Enfin, la sécurité qu'offre un logiciel doit conditionner le choix par l'utilisateur. Un logiciel qui n'est pas suffisamment abouti, n'est pas stable et la pérenité des résultats est menacée. Mais la sécurité passe avant tout par le système d'exploitation (SE ou *OS, Operating System*) qui assure la base de l'intégrité des données. D'autres considérations tout aussi valables comme le coût, la portabilité ou l'accès au code source (pour connaître comment est écrite une fonction particulière) sont à prendre en considération.

Ces années de thèse m'ont amené à faire évoluer mes choix en matière de logiciels. En effet, pendant longtemps, je souhaitais contrôler l'ensemble des traitements appliqués aux données. Si cette démarche est formatrice et rigoureuse, elle comporte néanmoins l'inconvénient de prendre bien plus de temps que le recours à des logiciels pré-existants. "*Il n'est pas toujours nécessaire de réinventer la roue*" est un leitmotiv utile lorsque l'on démarre une thèse. Ainsi, il semble plus pertinent quand on s'attaque à un nouveau problème d'opter en premier lieu pour les logiciels qui existent afin d'aboutir rapidement à un résultat qui semble cohérent. Ensuite si ce résultat est important et qu'il risque fortement d'être utilisé ultérieurement, il est conseillé de développer son propre code afin de s'assurer que le résultat obtenu correspond bien à ce que l'on attend.

À partir de ces considérations, voici une liste de logiciels qui permettent à un étudiant en 2006 de démarrer efficacement ses travaux.

type	dénomination	site web
<i>OS</i>	Mandriva (ex-Mandrakesoft, GNU/Linux)	www.mandriva.com
	Gentoo (GNU/Linux)	www.gentoo.org
	MacOS-X (GNU/BSD/Apple)	www.apple.fr
calcul scientifique	R (statistiques)	www.r-project.org
	Scilab (calcul numérique)	scilabsoft.inria.fr
	Mupad (calcul formel)	www.mupad.de
	NCL (visualisation géographique)	www.ncl.ucar.edu
	Gnuplot (graphiques)	www.gnuplot.info
bases de données	MySQL	www.mysql.com
	PostgreSQL	www.postgresql.org
rédaction	(X)Emacs (édition)	www.xemacs.org
	Tex/Latex (formateur de texte)	www.tug.org
programmation	C, ForTran (compilés)	www.idris.fr/docs/docu/support_cours
	Java (objets)	www.sun.com
	Ruby (orienté objets, scripté)	www.ruby-lang.org
parallélisation	MPI (distribué) et OpenMP (partagé)	www.idris.fr/docs/docu/support_cours
présentations	OpenOffice.org (suite bureautique)	www.openoffice.org
	Scribus (PAO)	www.scribus.net
communication	Mozilla (Firefox et Thunderbird)	www.mozilla.org
graphisme 2D	The Gimp (dessin <i>bitmap</i>)	www.gimp.org
	Xfig (dessin vectoriel)	www.xfig.org
utilitaires	screen (virtualisation de terminal)	linuxfr.org/tips/10.html

Bibliographie

- Abba, P. (1990), Radiométrie en ondes millimétriques pour la nouvelle génération de satellites météorologiques, Ph.D. thesis, Université Paris 6.
- Agbu, P., and M. James (1994), *NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set User's Manual*, NASA Goddard Space Flight Center, goddard distributed active archive center ed.
- Aires, F. (1999), Problèmes inverses et réseaux de neurones : application à l'interféromètre haute résolution IASI et à l'analyse de séries temporelles, Ph.D. thesis, Université Paris 9.
- Aires, F., C. Prigent, and W. Rossow (2004), Neural network uncertainty assessment using bayesian statistics : A remote sensing application, *Neural Computation*, 16, 2415–2458.
- Aires, F., C. Prigent, and W. Rossow (2005), Sensitivity of satellite microwave and infrared observations to soil moisture at a global scale : 2. Global statistical relationships, *J. of Geophysical Research*, 110(D11103).
- Armstrong, R. (2001), Historical Soviet Daily Snow Depth Version 2 (HSDSD), *Tech. rep.*, National Snow and Ice Data Center, Boulder, CO, États-Unis, (HSDSD) CD-ROM.
- Aoki, T., A. Hachikubo, and M. Hori (2003), Effects of snow physical parameters on shortwave broadband albedos, *J. of Geophysical Research*, 108(19).
- Bartholomé, E., et al. (2002), Global Land Cover mapping for the year 2000 - Project status november 2002, *Tech. rep.*, European Commission - Joint Research Centre.
- Bishop, C. (1995), *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford, oxford university press ed.
- Bonn, F., and G. Rochon (1992), *Précis de télédétection - Principes et méthodes*, vol. 1, PUQ/AUPELF.
- Boone, A. (2001), *Description of ISBA-ES (Explicit Snow) Snow Scheme*, centre N70, Météo-France.
- Boone, A., and P. Etchevers (2001), An intercomparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land surface model : Local-scale evaluation at an alpine site., *J. of Hydrometeorology*, 2, 374–394.
- Boone, A., et al. (2004), The Rhône-Aggregation land surface scheme intercomparison project : An overview, *J. of Climate*, 17, 187–208.
- Brubaker, K., M. Jasinski, A. Chang, and E. Josberger (2000), Interpolating sparse surface measurements for calibration and validation of satellite-derived snow water equivalent in Russia

- Siberia, in *Remote Sensing in Hydrology 2000 Symposium*, edited by M. Owe, K. Brubaker, J. Ritchie, and A. Rango, IAHS Publication.
- Brun, E., E. Martin, V. Simon, C. Gendreau, and C. Coleou (1989), An energy and mass model of snow cover suitable for operational avalanche forecasting, *J. of Glaciology*, *35*(121), 333–342.
- Brun, E., P. David, M. Sudul, and G. Brunot (1992), A numerical model to simulate snow-cover stratigraphy for operational avalanche forecasting., *J. of Glaciology*, *38*.
- Cabanes, A., L. Legagneux, and F. Domine (2003), Rate of evolution of the specific surface area of surface snow layers, *Environmental Science and Technology*, *37*, 661–666.
- Calvet, J.-C., J.-P. Wigneron, A. Chanzy, S. Raju, and L. Laguerre (1995), Microwave dielectric properties of a silt-loam at high frequencies, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, *33*(3), 634–642.
- Chandrasekhar, S. (1960), *Radiative Transfer*, first ed., Dover Publications.
- Chang, A., P. Gloersen, T. Schmugge, T. Wilheit, and H. Zwally (1976), Microwave emission from snow and glacier ice, *J. of Glaciology*, *16*, 23–39.
- Chang, A., J. Foster, and D. Hall (1987), Nimbus-7 derived global snow cover parameters, *Annals of Glaciology*, *9*.
- Chang, A., R. Kelly, E. Josberger, R. Armstrong, J. Foster, D. Hall, and N. Mognard (2005), Analysis of ground-measured and passive microwave derived snow depth variation in mid-winter across the Northern Great Plains, *J. of Hydrometeorology*, *6*, 20–33.
- Choudhury, B. (1993), Reflectivities of selected land surface types at 19 and 37 GHz from SSM/I observations, *Remote Sensing Environment*, *46*(1), 1–17.
- Colbeck, C. (1992), Ice crystal morphology and growth rates at low supersaturations and high temperatures, *J. of Applied Physics*, *54*, 2677–2682.
- Colton, M., and G. Poe (1999), Intersensor calibration of DMSP SSM/I's : F-8 to F-14; 1987-97, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *37*, 418–439.
- Cybenko, G. (1989), Approximation by superpositions of a sigmoidal function, *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, *2*, 303–314.
- Douville, H. (1998), Validation and sensitivity of the global hydrologic budget in stand-alone simulations with the ISBA land-surface scheme, *Climate Dynamics*, *14*, 151–171.
- Douville, H., J.-F. Royer, and J.-F. Mahfouf (1995), A new snow parameterization for the Météo-France climate model, *Climate Dynamics*, *12*, 21–35.
- Durand, Y., G. Giraud, E. Brun, L. Mérnidol, and E. Martin (1999), A computer-based system simulating snowpack structures as tool for regional avalanche forecasting, *J. of Glaciology*, *45*(151), 469–484.
- Eyre, J. (1989), Inversion of cloudy TOVS radiances by non-linear optimal estimation, *Quarterly J. of Royal Meteorological Society*, pp. 1001–1037.
- Feagle, R., and J. Businger (1980), *An introduction to atmospheric physics*, second ed., Academic Press.

- Felde, G., and J. Pickle (1995), Retrieval of 91 and 150 GHz Earth surface emissivities, *J. of Geophysical Research*, 100(D20), 20 855–20 866.
- Ferraro, R., F. Weng, N. Grody, and A. Basist (1996), An eight year (1987-1994) time series of rainfall, clouds, water vapor, snow-cover, and sea-ice derived from SSM/I measurements, *Bulletin of American Meteorological Society*, 77, 891–905.
- Foster, J., et al. (1996), Snow cover and snow mass intercomparisons of general circulation models and remotely sensed data sets, *J. of Climate*, 9(2), 409–426.
- France, M. (1996), The snow cover model CROCUS, technical description, version 2.2, *Tech. rep.*, Météo France/CNRM/CEN, Saint-Martin-d'Hères.
- Frei, A., and D. A. Robinson (1999), Northern Hemisphere snow extent : Regional variability 1972-1994, *International J. of Climatology*, 19, 1535–1560.
- Frison, P.-L., and E. Mougin (1996), Use of ERS-1 wind scatterometer data over land surfaces, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34.
- Gaut, N., and E. Reifstein (1971), Interaction model of microwave energy and atmospheric variables, *Tech. Rep. 13*, Environmental Research and Technology, Inc., Waltham, MA.
- Gong, G., D. Entekhabi, J. Cohen, and D. Robinson (2004), Sensitivity of atmospheric response to modeled snow anomaly characteristics, *J. of Geophysical Research*, 109(D06107).
- Gordy, W., and R. Cook (1970), *Microwave Molecular Spectra*, John Wiley and Sons, Inc.
- Grippa, M., N. Mognard, T. L. Toan, and E. Josberger (2004), Siberia snow depth climatology derived from SSM/I data using a combined dynamic and static algorithm, *Remote Sensing of Environment*, 93, 30–41.
- Grody, N., and A. Basist (1996), Global identification of snow cover using SSM/I measurements, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34, 237–249.
- Gross, E. (1955), Shape of collision-broadened spectral lines, *Physical Review*, 97, 395–403.
- Gutman, G. (1999), On the use of long-term global data of land reflectances and vegetation indices derived from the Advanced Very High Resolution Radiometer, *J. of Geophysical Research*, 104 (D6), 6241–6255.
- Hall, D., G. Riggs, and V. Salomonson (1995), Development of methods for mapping global snow cover using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data, *Remote Sensing Environment*, 54, 127–140.
- Harper, J., and J. Bradford (2003), Snow stratigraphy over a uniform depositional surface : Spatial variability and measurement tools, *Cold Regions Science and Technology*, 37, 289–298.
- Hastings, D., and P. Dunbar (1999), Global Land One-kilometer Base Elevation (GLOBE) Digital Elevation Model, *Tech. rep.*, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Geophysical Data Center.
- Hewison, T. (2001), Airborne measurements of forest and agricultural land surface emissivity at millimetre wavelengths, *IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing*, 39(2), 393–400.

- Hewison, T., and S. English (1999), Airborne retrievals of snow and ice surface emissivity at millimetre wavelengths, *IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing*, 37(4), 1871–1879.
- Hoff, J., D. Gregor, D. Mackay, F. Wania, and C. Jia (1998), Measurement of the specific surface area of snow with the nitrogen adsorption technique, *Environmental Science and Technology*, 32, 58–62.
- Hollinger, J., R. Lo, G. Poe, R. Savage, and J. Pierce (1987), Special Sensor Microwave/Imager user’s guide, *Tech. rep.*, Naval Research Laboratory, Washington, D.C.
- Hollinger, J., J. Pierce, and G. Poe (1990), SSM/I instrument evaluation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28, 781–790.
- Hornik, K., M. Stinchcombe, and H. White (1989), Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, 2, 359–366.
- Hotelling, H. (1933), Analysis of a complex of statistical variables into principal components, *J. of Educational Psychology*, 24, 417–41.
- Huang, R. (1999), Mixing and energetics of the oceanic thermohaline circulation, *J. of Physical Oceanography*, 29, 727–746.
- James, F. (1972), MINUIT Tutorial Function Minimization, in *Proceedings of the 1972 CERN Computing and Data Processing School*, CERN.
- Jarlan, L., E. Mougin, P. Frison, P. Mazzega, and P. Hiernaux (2002), Analysis of ERS Wind Scatterometer time series over Sahel (Mali), *Remote Sensing of Environment*, 81, 404–415.
- Jones, A., and T. H. V. Haar (1997), Retrieval of microwave surface emittance over land using coincident microwave and infrared satellite measurements, *J. of Geophysical Research*, 102(D12), 13 609–13 626.
- Josberger, E., and N. Mognard (2002), A passive microwave snow depth algorithm with a proxy for snow metamorphism, *Hydrological processes*, 16(8), 1557–1568.
- Karbou, F., and C. Prigent (2005), Calculation of microwave land surface emissivity from satellite observations : Validity of the specular approximation over snow-free surfaces?, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*.
- Karbou, F., C. Prigent, L. Eymard, and J. Pardo (2004), Microwave land emissivity calculations using AMSU-A and AMSU-B measurements, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Kelly, R., and A. Chang (2003), Development of a passive microwave global snow depth retrieval algorithm for Special Sensor Microwave Imager (SSM/I) and Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS (AMSR-E) data, *Radio Science*, 38(4).
- Kelly, R., A. Chang, L. Tsang, and J. Foster (2003), A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2), 230–242.
- Kohonen, T. (1982), Self-organized formation of topologically correct feature maps, *Biological Cybernetics*, 43, 59–69.

- Kongoli, C., P. Pellegrino, R. Ferraro, N. Grody, and H. Meng (2003), A new snowfall detection algorithm over land using measurements from the Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU), *Geophysical Research Letters*, 30(14).
- Kraus, J. (1986), *Radio Astronomy*, second ed., Cygnus-Quasar Books.
- Kruopis, N., J. Praks, A. Arslan, H. Alasalmi, J. Koskinen, and M. Hallikainen (1999), Passive microwave measurements of snow-covered forest areas in EMAC'95, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
- Kunzi, K., S. Patil, and H. Rott (1982), Snow-cover parameters retrieval from Nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (SMMR) data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 20, 452–467.
- Kurvonen, L., and M. Hallikainen (1997), Influence of land-cover category on brightness temperature of snow, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(2), 367–377.
- Ledoux, E., G. Girard, and G. de Marsily (1989), *Spatially distributed modeling : Conceptual approach, coupling surface water and groundwater*, Morel-Seytoux, H. J.
- Liebe, H., G. A. Hufford., and T. Manabe (1991), A model for the complex permittivity of water at frequencies below 1 thz, *J. of InfraRed and Millimeter waves*, 12.
- Liebe, H., G. Hufford, and M. Cotton (1993), Propagation modeling of moist air and suspended water/ice particles at frequencies below 1000 GHz, in *Specialist Meeting of the Electromagnetic Wave Propagation Panel*, edited by A. G. for Aerospace Research and Development, Palma de Mallorca, Spain.
- Magagi, R., and Y. Kerr (1997), Retrieval of soil moisture and vegetation characteristics by use of ERS-1 Wind Scatterometer over arid and semi-arid areas, *J. of Hydrology*.
- Matthews, E. (1983), Global vegetation and land use : New high-resolution data bases for climate studies., *J. of Climate and Applied Meteorology*, 22, 474–487.
- Meeks, M., and A. Lilley (1963), The microwave spectrum of oxygen in the Earth's atmosphere, *J. of Geophysical Research*, 68, 1683–1703.
- Mognard, N., and E. Josberger (2002), Northern Great Plains 1996/97 seasonal evolution of snowpack parameters from satellite passive-microwave measurements, *Annals of Glaciology*, 34.
- Morland, J., D. Grimes, and T. Hewison (2001), Satellite observations of the microwave emissivity of a semi-arid land surface, *Remote Sensing Environment*, 77(2), 149–164.
- Mätzler, C. (1987), Application of the interaction of microwave with natural snow cover, *Remote Sensing Reviews*, 2, 259–387.
- Mätzler, C. (1990), Seasonal evolution of microwave radiation from an oat field, *Remote Sensing Environment*, 31, 161–173.
- Mätzler, C. (1994), Passive microwave signatures of landscapes in winter, *Meteorological and Atmospheric Physics*, 54, 241–260.

- Mätzler, C. (2002), Relation between grain-size and correlation length of snow, *J. of Glaciology*, 48(162), 461–466.
- Mätzler, C. (2004), On the determination of surface emissivity from satellite observations, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*.
- Mätzler, C., and A. Standley (2000), Relief effects for passive microwave remote sensing, *International J. of Remote Sensing*, 21(12), 2403–2412.
- Nagler, T., and H. Rott (2000), Retrieval of wet snow by means of multitemporal SAR data, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 38, 754–765.
- Neale, C., M. McFarland, and K. Chang (1990), Land-surface-type classification using microwave brightness temperatures from the Special Sensor Microwave/Imager, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 28, 829–838.
- Noilhan, J., and J.-F. Mahfouf (1996), The ISBA land surface parameterization scheme, *Global and Planetary Change*, 13, 145–159.
- Noilhan, J., and S. Planton (1989), A simple parameterization of land surface processes for meteorological models, *Monthly Weather Revue*, 17, 536–549.
- Ottle, C., and M. Stoll (1993), Effect of atmospheric absorption and surface emissivity on the determination of land surface temperature from infrared satellite data, *International J. of Remote Sensing*, 14, 2025–2037.
- Papa, F., B. Legresy, N. Mognard, E. Josberger, and F. Remy (2002), Estimating terrestrial snow depth with the Topex-Poseidon altimeter and radiometer, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(10), 2162–2169.
- Pardo, J., J. Cernicharo, and E. Serabyn (2001), Atmospheric Transmission at Microwave (ATM) : an improved model for millimeter/submillimeter applications, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 49(12), 1683–1694.
- Pearson, K. (1901), On lines and planes of closest fit to systems of points in space, *Philosophical Magazine*, 2, 559–572.
- Pellenq, J. (2002), Couplage de la modélisation hydrologique avec la modélisation des transferts sol-végétation-atmosphère. Application à la spatialisation et à l’assimilation des données du satellites smos, Ph.D. thesis, Université Toulouse 3.
- Planck, M. (1901), Über das Gesetz der Energieverteilung in Normalspektrum, *Annalen der Physik*, 4, 553–563.
- Prigent, C., W. Rossow, and E. Matthews (1997), Microwave land surface emissivities estimated from SSM/I observations, *J. of Geophysical Research*, 102(D18), 21 867–21 890.
- Prigent, C., J.-P. Wigneron, W. Rossow, and J. Pardo-Carrion (2000), Frequency and angular variations of land surface microwave emissivities : Can we estimate SSM/T and AMSU emissivities from SSM/I emissivities ?, *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, 38, 2373–2386.

- Prigent, C., F. Aires, W. Rossow, and E. Matthews (2001), Joint characterization of vegetation by satellite observations from visible to microwave wavelengths : A sensitivity analysis, *J. of Geophysical Research*, 106.
- Pulliainen, J., and M. Hallikainen (2001), Retrieval of regional snow water equivalent from space-borne passive microwave observations, *Remote Sensing of Environment*, 75(1), 76–85.
- Pulliainen, J., J.-P. Kärnä, and M. Hallikainen (1993), Development of geophysical retrieval algorithms for the MIMR, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31, 268–277.
- Pulliainen, J., K. Tigerstedt, W. Huining, M. Hallikainen, C. Mätzler, A. Wiesmann, and C. Wegmüller (1998), Retrieval of geophysical parameters with integrated modeling of land surfaces and atmosphere (models/inversion algorithms), *Tech. rep.*, ESA/ESTEC, Noordwijk, Netherlands, contract 11706/95/NL/NB(SC).
- Pulliainen, J., J. Grandell, and M. Hallikainen (1999), HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 1378–1390.
- Rango, A., A. Chang, and J. Foster (1979), The utilization of space-borne microwave radiometers for monitoring snowpack properties, *Nordic Hydrology*, 10, 25–40.
- Raytheon (1999), *SSM/I : User's Interpretation Guide*, Raytheon Systems Company.
- Robinson, D., K. Dewey, and R. Heim (1993), Global snow cover monitoring : An update, *Bulletin of American Meteorological Society*, 74, 1689–1696.
- Rosenfeld, S., and N. Grody (2000), Anomalous microwave spectra of snow cover observed from Special Sensor Microwave/Imager measurements, *J. of Geophysical Research*, 105(D11), 14 913–14 925.
- Rosenkranz, P. (1989), *Absorption of microwaves by atmospheric gases*, m.a. janssen ed., Wiley-Interscience.
- Rossow, W., and L. Garder (1993a), Cloud detection using satellite measurements of infrared and visible radiances for ISCCP, *J. of Climate*, 6, 2341–2369.
- Rossow, W., and L. Garder (1993b), Validation of ISCCP cloud detections, *J. of Climate*, 6, 2370–2393.
- Rossow, W., and R. Schiffer (1991), ISCCP cloud data products, *Bulletin of American Meteorological Society*, 72, 2–20.
- Rossow, W., A. Walker, D. Beuschel, and M. Roiter (1996), International Satellite Cloud Climatology Project (ISCCP) : Document on new cloud datasets, *Tech. rep.*, National Aeronautic and Space Administration.
- Rumelhart, D., G. Hinton, and R. Williams (1986), *Learning internal representations by error propagation*, in *Parallel Distributed Processing*, vol. Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1, Foundations, MIT Press, Cambridge, MA.
- Salisbury, J., and D. D'Aria (1992), Emissivity of terrestrial materials in 8-14 μm atmospheric window, *Remote Sensing Environment*, 42, 83–106.

- Schanda, E., C. Mätzler, K. Künzi, S. Patil, and H. Rott (1982), Microwave signatures and mapping of snow, *International Archives of ISPRS*, 24 (801-809).
- Schmidlin, T. (1990), A critique of the climatic record of "water equivalent of snow on the ground" in the United States, *J. of Applied Meteorology*, 29, 1136–1141.
- Seluchi, M., F. Norte, P. Satyamurty, and S. Chou (2003), Analysis of three situations of the foehn effect over the Andes (Zonda Wind) using the Eta-CPTEC regional model, *Weather and Forecasting*, 18, 481–501.
- Sherjal, I. (1995), Radiométrie micro-onde de la neige : interprétation de données satellitaires sur l'Antarctique et expérimentations dans les Alpes, Ph.D. thesis, Université Joseph Fourier, Laboratoire de Glaciologie et de Géophysique de l'Environnement.
- Sherjal, I., M. Fily, O. Grosjean, J. Lemorton, B. Lesaffre, Y. Page, and M. Gay (1998), Microwave remote sensing of snow from a cable car at Chamonix in the French Alps, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36, 324–328.
- Sillion, F. (1995), Simulation efficace des échanges radiatifs dans les environnements complexes, Ph.D. thesis, Université Grenoble 1, mémoire d'habilitation à diriger des recherches.
- Singh, P., and T. Gan (2000), Retrieval of snow water equivalent using passive microwave brightness temperature data, *Remote Sensing of Environment*, 74, 275–286.
- Spencer, R., H. Goodman, and R. Hood (1989), Precipitation retrieval over land and ocean with the SSM/I : Identification and characteristics of the scattering signal, *J. of Atmospheric and Oceanic Technology*, 6 (254-273).
- Spies, T., D. Robinson, and S. Madry (1993), GIS in the development of regional microwave-based snow cover algorithms, in *Proceedings of the 8th Annual GRASS GIS User's Conference*.
- Stogryn, A. (1967), Electromagnetic scattering from rough, finetely conducting surfaces, *Radio Science*, 2, 415–428.
- Sturm, M., J. Holmgren, and G. Liston (1995), A seasonal snow cover classification system for local to global applications, *J. of Climate*, 8, 1261–1283.
- Sud, Y., and D. M. Mocko (1999), New snow-physics to complement SSiB. Part I : Design and evaluation with ISLSCP Initiative I datasets, *J. of Meteorological Society Japan*, 77, 335–348.
- Sun, C., C. Neale, J. McDonnell, and H. Cheng (1997), Monitoring land-surface snow conditions from SSM/I data using an artificial neural network classifier, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4), 801–809.
- Townes, C., and A. Schawlow (1955), *Microwave Spectrometry*, McGraw-Hill.
- Ulaby, F., R. Moore, and A. Fung (1981,1982,1986), *From theory to applications*, Microwave remote sensing, Artech House, Inc.
- van Vleck, J., and V. Weisskopf (1945), On the shape of collision-broadened lines, *Review of Modern Physic*, 17, 227–236.
- Vermote, E., and Y. Kaufman (1995), Absolute calibration of AVHRR visible and near-infrared channels using ocean and cloud views, *International J. of Remote Sensing*, 16(13), 2317–2340.

- von Mie, G. (1908), Beitrage zur Optik trüber Medien, speziell Kolloidaler Metallösungen, *Annalen der Physik*, 25, 377.
- Wagner, W., G. Lemoine, M. Borgeaud, and H. Rott (1999), A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 938–948.
- Wegmüller, U., and C. Mätzler (1999), Rough bare soil reflectivity model, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 1391–1395.
- Wentz, F. (1997), A well-calibrated ocean algorithm for SSM/I, *J. of Geophysical Research*, 102, 8703–8718.
- Wigneron, J.-P., D. Guyon, J.-C. Calvet, G. Courrier, and N. Bruignier (1997), Monitoring coniferous forest characteristics using a multifrequency microwave radiometry, *Remote Sensing Environment*, 60, 299–310.
- Wismann, V. (2000a), Monitoring of seasonal thawing in Siberia with ERS scatterometer data, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 38(4), 1804–1809.
- Wismann, V. (2000b), Monitoring seasonal snowmelt in Greenland with ERS scatterometer data, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 38(4), 1821–1826.
- Woodhouse, I., and D. Hoekman (2000), Determining land surface parameters from the ERS-1 wind-scatterometer, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38, 126–140.
- Zhou, X., S. Li, and K. Stamnes (2003), Effects of vertical inhomogeneity on snow spectral albedo and its implication for optical remote sensing of snow, *J. of Geophysical Research*, 108(D23).
- Zibri, M., S. LeHégarat-Masclé, C. Ottlé, B. Kammoun, and C. Guerin (2003), Surface soil moisture estimation from the synergistic use of the (multi-incidence and multi-resolution) active microwave ERS Wind Scatterometer and SAR data, *Remote Sensing of Environment*.

acronymes

Liste et description des acronymes les plus utilisés dans ce rapport.

acronyme	définition
ACP	Analyse en Composantes Principales (technique)
(A)MSU	(Advanced) Microwave Sounding Unit (instrument)
ASE/ESA	Agence Spatiale Européenne/European Space Agency (organisme)
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer (instrument)
CESBIO	Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère (organisme)
CNES	Centre National des Études Spatiales (organisme)
CNRM	Centre National de Recherches Météorologiques (organisme)
CRYSYS	variability and change in the CRYospheric SYStem in Canada (projet)
DEM	Digital Elevation Model (modèle)
DMSP	Defense Meteorological Satellite Program (projet)
EADS	European Aeronautic Defence and Space company (organisme)
ECMWF	European Centre for Midium Range Weather Forecasts (organisme)
ERS	European Remote Sensing (satellite)
GLOBE	Global Land One-km Base Elevation (projet)
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite (satellite)
GSWP	Global Soil Wetness Project (projet)
HUT	Helsinki University of Technology (organisme)
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers (organisme)
ISBA (ES)	Interactions entre le Sol, la Biosphère et l'Atmosphère (Explicit Snow) (modèle)
ISBA (FR)	ISBA (Force Restore) (modèle)
ISCCP	International Satellite Cloud Climatology Project (projet)
LEGOS	Laboratoire d'Études en Géophysique et Océanographie Spatiales (organisme)
LGGE	Laboratoire de Glaciologie et Géophysique de l'Environnement (organisme)
LMD	Laboratoire de Météorologie Dynamique (organisme)
MODIS	MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer (instrument)
NASA	National Aeronautics and Space Administration (organisme)
NCEP	National Centers for Environmental Predictions (organisme)
NDVI	Normalized Difference of Vegetation Index (mesure)
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration (organisme)
NRL	Naval Research Laboratory (organisme)
NSIDC	National Snow and Ice Data Center (organisme)
PAMIR	Passive and Active Microwave and Infrared Radiometer (instrument)
RNA	Réseau de Neurones Artificiels (technique)
SD	Snow Depth (épaisseur de neige)
SMC	Service de Météorologie du Canada (organisme)
SSM/I	Special Sensor Microwave and Imager (instrument)
SSMR	Scanning Multichannel Microwave Radiometer (instrument)
SWE	Snow Water Equivalent (équivalent en eau liquide)
TIROS	Television InfraRed Operational Satellite (satellite)
TOVS	TIROS Operational Vertical Sounder (instrument)

résumé

La neige étant une composante importante du climat terrestre, il convient de l'étudier à l'échelle du globe pour en comprendre son rôle.

Ces travaux visent ainsi à étudier le contenu en information sur le manteau neigeux à l'échelle globale des observations satellites réalisées à partir de différents instruments couvrant différents domaines du spectre électromagnétique (visible, infrarouge et micro-ondes). Des paramètres autres que la neige interférant dans la problématique, il est nécessaire de les déterminer afin d'encadrer leurs influences. Ensuite, on cherchera comment limiter la pollution qu'engendre ces paramètres sur l'information accessible du manteau neigeux, on aura alors recours à ce que l'on appellera des *statistiques locales*.

Hélas ces statistiques locales ne sont pas disponibles sur l'ensemble du globe. Il est donc inévitable d'utiliser la modélisation pour permettre l'interpolation. Toutefois, une méthode originale d'ajustement de modèle par analyse en composantes principales sera présentée. Au final, la synergie entre les observations satellites, la modélisation et les mesures *in situ* devra être utilisée pour extraire de façon optimale l'information contenu dans les données et permettre l'inversion de l'épaisseur de neige à grande échelle.

D'autre part, il sera intéressant de caractériser les différents types de neiges existants selon une classification non-supervisée des observations satellites afin d'extraire les similitudes et les spécificités de chacun de ces types.

mots clefs : neige, global, observations satellites, micro-ondes, passif, actif, réflectances, SSM/I, AVHRR, ERS, végétation, métamorphisme, relief, analyse en composantes principales, réseau de neurones artificiels, ajustement de modèle, synergie, classification.